

# CORRELAÇÃO ESPACIAL ENTRE A DENGUE E O SANEAMENTO NA CIDADE DO RECIFE

Spatial Correlation Between Dengue and Sanitation in the Recife

**Pedro Augusto Mendes de Freitas**

pedromendes@outlook.com.br

**Ioná Maria Beltrão Rameh Barbosa**

ionaramenh@yahoo.com.br

**Ronaldo Faustino da Silva**

ronaldofaustino@recife.ifpe.edu.br

---

## RESUMO

A Dengue é uma arbovirose urbana e tropical transmitida por um mosquito doméstico, antropofílico e com atividade hematofágica diurna, o *Aedes aegypti*, que utiliza a água como meio para sua reprodução. O objetivo deste trabalho foi avaliar a correlação existente entre a densidade de casos Dengue ocorridos na cidade do Recife entre janeiro de 2013 e dezembro de 2016 e as seguintes variáveis de caráter socioambiental: índices de cobertura das redes de abastecimento de água e de esgotamento sanitário, percentual mensal de dias de funcionamento do serviço de abastecimento de água, frequência semanal da coleta de resíduos sólidos urbanos, densidade demográfica, renda média domiciliar nominal mensal e taxa de alfabetização da população de 10 anos ou mais. A metodologia empregada baseou-se na coleta, no tratamento e no processamento de dados, por intermédio de estatística inferencial e técnicas de geoprocessamento. Concluiu-se que a densidade de casos de Dengue cresce com o aumento da densidade demográfica, com a diminuição da renda média domiciliar nominal mensal e com a diminuição da qualidade dos serviços de esgotamento sanitário e de coleta de lixo. Observou-se que os bairros mais afetados eram formados em grande parte por assentamentos de baixo padrão socioeconômico.

Palavras-chave: Arboviroses. Geoprocessamento. Estatística inferencial. Sistema de informação geográfica.

## ABSTRACT

The Dengue is an urban and tropical arbovirose transmitted by a domestic, anthropophilic and diurnal hematophagous mosquito, the *Aedes aegypti*, which

uses water as a medium for reproduction. The objective of this study was to evaluate the correlation between the density of Dengue cases occurring in the Recife city between January 2013 and December 2016 and the following social and environmental variables: coverage indices of water supply and sewage networks, monthly percentage of water supply service operation days, weekly frequency of municipal solid waste collection, demographic density, monthly nominal household income and literacy rate of the 10 years and over population. The methodology used was based on collection, treatment and processing of data through inferential statistics and geoprocessing techniques. At the end of this study, it was concluded that the density of Dengue cases increases with the increase in demographic density, with a decrease in the nominal monthly household income and with a decrease in the quality of sanitary sewage and garbage collection services. Also was observed that the most affected neighborhoods were formed largely by settlements of low socioeconomic status.

Keywords: Arboviruses. Geoprocessing. Inferential statistics. Geographic information system.

---

## 1 INTRODUÇÃO

O mosquito *Aedes aegypti* é a principal espécie responsável pela transmissão da Dengue. É um mosquito doméstico, antropofílico, com atividade hematofágica diurna e utiliza-se preferencialmente de depósitos artificiais de água limpa para colocar os seus ovos (TAUIL, 2002, p. 868). Estes, têm uma alta resistência à dessecação, mantendo-se viáveis na ausência de água por até 450 dias (TAUIL, 2002, p. 868). Sabe-se que aspectos ambientais tem influência direta sobre o nível de infestação do *Aedes aegypti* em um determinado território, e consequentemente, sobre o nível de espalhamento da Dengue sobre o mesmo.

Rizzi et al. (2017) apresentaram uma síntese de 17 trabalhos científicos publicados entre 1999 e 2015, na qual os autores buscaram estabelecer relações entre casos de Dengue e variáveis meteorológicas (temperatura, precipitação e umidade relativa) em diversas cidades, municípios e regiões

do Brasil. Além disso, eles também realizaram um estudo de caso no município de Cascavel/PR, entre agosto de 2012 e abril de 2016, no qual analisaram relações entre a Dengue e variáveis meteorológicas. Eles concluíram que embora a Dengue decorra de uma combinação de fatores humanos, virais, vetoriais e ambientais, pouco se sabe sobre a correlação entre os mesmos, por conta da difícil obtenção de dados e das diversas variáveis em questão. Também concluíram que “as condições meteorológicas são relevantes, mas não determinantes na proliferação da doença” (RIZZI et al., 2017, p. 24).

Gomes et al. (2015) executaram uma revisão da literatura, onde analisaram 9 trabalhos científicos publicados entre 1998 e 2013, nos quais os autores apresentaram relações entre a Dengue e 14 variáveis diversas, em várias cidades, municípios e regiões do Brasil. São elas, as variáveis: densidade populacional, percentual da população com acesso ao abastecimento de água, percentual da população atendida com

sistema de esgotamento sanitário, percentual da população atendida por sistema de coleta e tratamento de lixo, percentual de cobertura vegetal por flora nativa, PIB per capita, taxa de analfabetismo da população de 15 anos ou mais, gastos per capita com atividades de saúde, gastos per capita com saneamento, renda líquida per capita, temperatura, umidade, precipitação e clima.

Em seguida, os autores supracitados utilizaram o Método de Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) através de regressões de corte transversal para elaborar modelos explicativos. Eles também verificaram a existência de dependência espacial entre as variáveis explicativas, através dos testes de I de Moran e de estatísticas LM. Ao final do trabalho, a conclusão foi que o saneamento básico, o PIB e a densidade populacional influenciam positivamente na incidência da Dengue, e que variáveis climáticas (temperatura, umidade e precipitação) não tem influência na incidência da doença.

Diante do exposto por Rizzi et al. (2017) e Gomes et al. (2015), nota-se que a Dengue é resultado conjunto de inúmeras características ambientais, e que as condições meteorológicas têm menor influência do que se imaginava no que diz respeito ao aumento do número de casos. Este aspecto justifica o fato das condições meteorológicas não terem sido consideradas como variáveis independentes na pesquisa a seguir, pois, tendem a influenciar a Dengue majoritariamente em função da sazonalidade climática, potencializando o número de casos em áreas que já apresentavam algum tipo de vulnerabilidade decorrente do ambiente em que se encontravam.

Uma vulnerabilidade explorada por essas ameaças sazonais (precipitações, cheias) é a decorrente de deficiências do serviço de drenagem urbana, que segundo Souza (2001, p. 9), se traduz em medidas executadas de forma a tornar salubres os ambientes habitados pela população, evitando a ocorrência de inundações, empoçamentos e alagadiços, responsáveis pela criação de condições favoráveis à transmissão de doenças.

Ainda consoante com o mesmo, inundações são situações temporárias e corriqueiras, empoçamentos são coleções d'água retidas no solo e alagadiços são coleções d'água parada em canais (artificiais ou naturais), frequentemente obstruídos por lixo (SOUZA, 2001, p. 10). Todos são decorrentes da ineficiência ou inexistência da rede de drenagem urbana, seja por problemas de projeto e manutenção ou pelo baixo nível de educação ambiental da população.

Assim sendo, a presente pesquisa teve o objetivo geral de avaliar a correlação entre a densidade total de casos de Dengue ocorridos entre 2013 e 2016 na cidade do Recife (variável dependente), por bairro, e as seguintes variáveis independentes: índices de cobertura das redes de abastecimento de água e de esgotamento sanitário, percentual mensal de dias de funcionamento do serviço de abastecimento de água, frequência semanal da coleta de resíduos sólidos, densidade demográfica, renda média domiciliar nominal mensal e taxa de alfabetização da população de 10 anos ou mais.

Os objetivos específicos foram: elaborar um Mapa de Estimativa de Densidade Kernel a partir da geocodificação dos casos notificados de Dengue na cidade do Recife entre janeiro de 2013 e dezembro de 2016; comparar, em grau de agregação de

bairros, a densidade total de casos da doença no período, através de Regressão Linear Múltipla, com as variáveis independentes supracitadas; inferir a respeito das variáveis estudadas e comparar o resultado com a situação real da cidade.

## **2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA**

### **2.1 Geoprocessamento**

Geoprocessamento é definido como um conjunto de tecnologias voltadas à coleta e ao tratamento de informações espaciais para um objetivo específico (SENÇO, 2008, p. 266). Ou ainda, consoante com Medeiros (2012), é um ramo da área do conhecimento denominada de Geomática, que engloba o total conjunto de técnicas (ou tecnologias) ligadas à informação espacial, no tocante a coleta, ao tratamento e a análise desses dados. Algumas dessas técnicas, também chamadas de Geotecnologias são: Topografia; Fotogrametria; Cartografia; Sensoriamento Remoto; Posicionamento por Satélite; Geoestatística; Banco de Dados Geográficos; Web-Mapping e SIG (MEDEIROS, 2012). E conforme Moura (2014, p. 4), o termo “geoprocessamento” também significa implantar um processo que traga um progresso na representação da Terra, associando a esse ato a um ganho de conhecimento, ou seja, um ganho de informação.

As definições de “geoprocessamento” dadas pelos autores acima podem ser sintetizadas da seguinte forma: Geoprocessamento é um ramo da Geomática que engloba o conjunto de geotecnologias voltadas à coleta, ao tratamento e a análise de dados georreferenciados, visando a produção de informação, com um objetivo específico. Este objetivo depende da área de aplicação do geoproc-

samento: monitoramento ambiental, planejamento dos transportes, saúde pública, negócios, segurança pública, infraestrutura, etc. A seguir, serão apresentadas outras definições e conceitos de algumas ferramentas, necessários à completa compreensão deste trabalho

### **2.2 Sistema de Informação Geográfica (SIG)**

Um SIG é composto não apenas de softwares, mas também por metodologias aplicadas, dados a serem coletados e tratados, hardwares específicos de bom desempenho e recursos humanos (MEDEIROS, 2012). E segundo Senço (2008, p. 250), “um SIG pode ser visto como a combinação de hardwares, softwares, dados, metodologias e recursos humanos que operam de forma harmônica para produzir e analisar informação geográfica.”

Novamente, de acordo com Medeiros (2012), é comum que se utilize a sigla SIG, para definir tanto os softwares utilizados para sua elaboração (ex: ArcGIS, Quantum GIS) como para os sistemas elaborados por tais softwares (ex: SIGWeb da Prefeitura do Recife). É semelhante ao que ocorre com a sigla DVD, utilizada tanto para o aparelho, como para o disco (MEDEIROS, 2012).

### **2.3 Geocodificação**

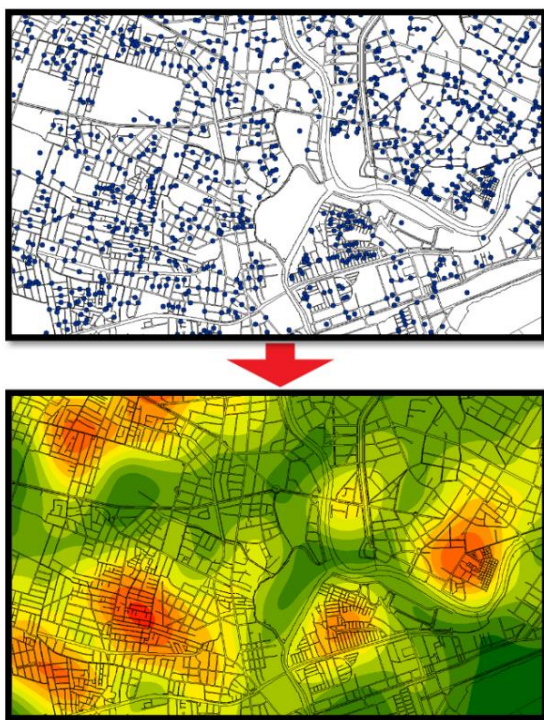
A geocodificação (geocoding, em inglês), conforme definição do Google Developers (2017), é o processo de conversão de endereços (como "Av. Prof. Luís Freire, 500 - Cidade Universitária, Recife - PE, 50740-540") em coordenadas geográficas (como latitude 37.423021 e longitude -122.083739) que podem ser usadas para inserir pontos em um mapa ou

posicionar o mapa, em um software de SIG. Já a geocodificação inversa é o processo de conversão de coordenadas geográficas em um endereço legível. (GOOGLE DEVELOPERS, 2017). Este processo é executado em softwares de elaboração de SIG, partindo-se de uma tabela de endereços que se deseja geocodificar ou vice-versa.

## 2.4 Mapa de Densidade de Kernel

Estes são mapas produzidos a partir da técnica de Estimativa Kernel, mostrada abaixo, na Figura 1.

Figura 1 – Uso da Técnica de Estimativa Kernel para a Produção de um Mapa de Densidades.



Fonte: Os Autores, 2018.

Segundo Santos e Souza (2007, p. 44), ela se trata de uma técnica estatística, de interpolação exploratória não paramétrica, na qual uma superfície de eventos (traduzidos em

pontos georreferenciados) é transformada por um algoritmo (Estimador Kernel) em uma superfície contínua que revela áreas de aglomeração desses eventos (chamadas “áreas quentes”).

## 2.5 Shapefile

Segundo a empresa ESRI – Environmental Systems Research Institute, Inc. (1998), de forma sucinta, shapefile (extensão .shp) é um formato de arquivo desenvolvido e regulamentado pela mesma, que possibilita o armazenamento de posição, forma e atributos de feições geográficas. Ou seja, é um formato utilizado para o armazenamento de informações geoespaciais vetoriais (geometrias), que são utilizadas por Sistemas de Informação Geográfica.

Shapefiles podem ser utilizados para representar países, estados, bairros, lotes, lagos, rios, poços, ruas, vegetação, etc. Cada shapefile armazena um conjunto de feições de uma única classe, que pode ser “ponto”, “linha” ou “polígono”. Cada uma das feições contidas em um shapefile possui um identificador (ID), coordenadas geográficas e atributos. Este último, também chamado de metadados ou ainda informalmente, “dados dos dados”, são as informações tabulares de cada feição. Por exemplo, no shapefile dos bairros do Recife há feições de polígonos (bairros) com os seguintes atributos: população, densidade demográfica, renda, área territorial e localização. Os atributos das feições de um shapefile são exibidos na Tabela de Atributos. E finalmente, este formato se tornou o padrão utilizado pelos diversos SIG existentes em todo o mundo. Conforme a analogia de Duft (2014), é similar ao que acontece com as planilhas eletrônicas: todos os softwares que

trabalham com elas, aceitam o formato do Microsoft Excel (.xls ou .xlsx).

## **2.6 Infraestrutura Sanitária**

Entende-se por infraestrutura sanitária o abastecimento de água, o esgotamento sanitário, a coleta de resíduos sólidos e a drenagem urbana. Este tipo de infraestrutura em especial, está intrinsecamente ligada à Saúde Pública. Saúde é um estado de completo bem-estar físico, mental e social, e não apenas a ausência de doença ou enfermidade (WHO, 1946). Saúde Pública é a ciência e a arte de prevenir doenças, prolongar a vida e promover saúde através dos esforços organizados da sociedade (WHO, 2012). Estas definições, providas respectivamente da Constituição da Organização Mundial de Saúde, assinada na Conferência Internacional da Saúde (Nova York, 1946), e do Plano de Ação Europeu para o Fortalecimento das Capacidades e Serviços de Saúde Pública (MALTA, 2012), completam-se com as palavras de Philippi Jr. (2005, p. 20), que diz que a Saúde Pública deve objetivar o estudo e a busca de soluções considerando os sistemas sociocultural, ambiental e econômico, de forma multidisciplinar, por exigir conhecimentos dos campos da engenharia, da medicina, da biologia, da sociologia, do direito, dentre outros.

Na outra mão, o Relatório de Gestão dos Problemas da Poluição no Brasil, aponta, em ordem de importância, quais os principais problemas da poluição no país: falta de abastecimento de água potável e coleta segura de esgotos; poluição atmosférica; poluição das águas superficiais em áreas urbanas; gestão inadequada de resíduos sólidos; e acentuada poluição localizada (polos industriais) (BANCO MUNDIAL, 1998, p. 8). Quase

na totalidade, os problemas apontados são relacionados à falta de infraestrutura sanitária. Ações destinadas à mitigação desses problemas requerem enfoque diferenciado no saneamento básico, pois a implantação parcial de algumas atividades poderá comprometer a eficiência de outras (PHILIPPI JR., 2005, p. 22). Por exemplo, a ausência de sistema de tratamento de efluentes poderá resultar na contaminação do manancial de uma cidade, e portanto, inviabilizar ou encarecer o sistema de abastecimento de água (PHILIPPI JR., 2005, p. 22). Dessa forma, um benefício, como o abastecimento de água, poderá ter um saldo negativo, na ausência da implantação agregada e simultânea do esgotamento sanitário (PHILIPPI JR., 2005, p. 23)

## **2.7 Variáveis Censitárias**

Os censos populacionais são levantamentos da composição da população em função de diversas variáveis censitárias, como gênero, idade, estado civil, atividades econômicas, condições de moradia, entre outros aspectos (ARAUJO et al., 2016, p. 16). No Brasil, um exemplo desse tipo de levantamento, é o Censo Demográfico, realizado pelo IBGE a cada dez anos, que influencia diretamente as relações sociais da população e seu desenvolvimento econômico, pois possibilita compreender as dinâmicas em diferentes funções, como migrações, crescimento populacional, taxa de natalidade, etc. (ARAUJO et al., 2016, p. 17). Segundo o IBGE (2011), o censo demográfico tem por objetivo contar os habitantes, identificar suas características e revelar como vivem os brasileiros, subsidiando a definição de políticas públicas e a tomada de decisões de investimentos, sendo a única fonte de referência sobre a

situação de vida da população nos municípios e seus recortes internos.

Nesta pesquisa, algumas dessas variáveis foram elencadas e tomadas como independentes, devido à grande ocorrência das mesmas em estudos semelhantes.

Costa e Natal (1998) verificaram, no município de São José do Rio Preto, de janeiro a junho de 1995, que a incidência da Dengue varia inversamente com o padrão socioeconômico da população e com a qualidade dos serviços de coleta de lixo e de esgotos. Além disso, eles não encontraram correlação entre a incidência da doença e o percentual de domicílios com água encanada.

Machiner et al. (2009), concluíram que a infraestrutura sanitária precária (o abastecimento de água, o esgotamento sanitário e a coleta de lixo), o processo de urbanização veloz e desorganizado e o índice de pluviosidade foram fatores potencialmente favorecedores da dispersão da Dengue no norte do Mato Grosso entre 2001 e 2005.

Almeida, Medronho e Valência (2009) verificaram que, no município do Rio de Janeiro, entre os anos de 2001 e 2002, o percentual de domicílios ligados à rede sanitária geral (o abastecimento de água, o esgotamento sanitário e a coleta de lixo), o percentual de domicílios com lavadora de roupas e a densidade populacional, apresentaram correlação significativa com a incidência de casos da doença. Os autores também concluíram que problemas relacionados ao saneamento básico contribuem decisivamente para o aumento do risco da doença.

Carneiro e Candeias (2010) comprovaram, na cidade do Recife, de 2000 a 2006, que a Dengue pode ser

explicada pelo adensamento populacional e pela falta de vegetação na área urbana. Eles também citaram a dificuldade no acesso a informações sobre pluviosidade e infraestrutura sanitária, mas que este último tem importância para prevenção de doenças em geral, inclusive da Dengue.

Freitas e Cabral (2013) verificaram, nos municípios brasileiros, no ano de 2010, que a densidade demográfica é fundamental para explicar o padrão de distribuição espacial dos casos de Dengue, independentemente do nível de desenvolvimento destes municípios.

Almeida e Silva (2017) analisaram o comportamento espacial da Dengue na zona urbana das cidades de João Pessoa, Cabedelo e Bayeux considerando fatores climáticos e socioambientais, entre 2011 e 2014. Eles concluíram que fatores socioambientais como a disposição inadequada de resíduos sólidos, bairros com elevado adensamento populacional e com grande número de pessoas vivendo na faixa de renda baixa, aliados aos condicionantes climáticos (umidade do ar e precipitação), tornaram-se os principais responsáveis à difusão da Dengue na área de estudo.

Diante dos estudos supraditos, foram definidas as seguintes variáveis censitárias para esta pesquisa: densidade demográfica, renda média domiciliar nominal mensal e taxa de alfabetização da população de 10 anos ou mais.

Densidade demográfica, ou ainda, população relativa, corresponde à média de habitantes por quilômetros quadrados (hab./km<sup>2</sup>). Um território com elevada densidade demográfica, é densamente povoado, e um território



com baixa densidade demográfica, é fracamente povoado (ARAUJO et al., 2016, p. 31). Ao se analisar um mapa de densidade demográfica, deve-se sempre ter em mente que a população não se distribui de maneira uniforme, e que esse fenômeno acontece em diferentes escalas: bairros, cidades, estados, países e continentes (ARAUJO et al., 2016, p. 32).

A densidade demográfica de uma cidade é produto do seu processo de urbanização. Em 1960, 44,90% da população pernambucana residia em área urbana. Em 2010, esse percentual já era de 80,17% (IBGE, 2017). Segundo Souza (2001, p. 6), a elevação da população relativa nos grandes centros brasileiros foi desacompanhada de planejamento urbano adequado e infraestrutura de saneamento básico, originando assim, diversos problemas: modificou o comportamento hidrológico das bacias hidrográficas em função da impermeabilização do solo; gerou maior quantidade de resíduos sólidos descartados indevidamente; aumentou a utilização de rios e córregos como corpos receptores de esgoto não tratado; possibilitou a ocupação das margens de rios por residências precárias, estrangulando a calhas dos mesmos; entre outros.

Renda é “o que uma pessoa ou uma coletividade recebe, seja a título de produto (em espécie ou não) de seus bens imóveis, seja a título de remuneração periódica do capital ou de bens de produção” (CIVITA, 2000, p. 782). E renda média domiciliar nominal mensal é o total dos rendimentos domiciliares (em termos nominais, de todas as fontes) de um domicílio no período de um mês (IBGE, 2016). Diante disso, é visto que a renda da população brasileira possui certas peculiaridades.

Conforme a Síntese de Indicadores Sociais da População Brasileira em 2016, publicado pelo IBGE (2016), o Brasil é historicamente um país de alta e persistente desigualdade de renda, em compasso com a América Latina. Nos últimos dez anos, o País mostrou uma diminuição dessas desigualdades, a partir de alguns indicadores calculados com a renda declarada pelas famílias na PNAD. Além disso, segundo o mesmo, “os diferentes padrões de distribuição de renda influenciam o bem-estar das famílias e a capacidade das pessoas para adquirir os bens e serviços de que necessitam para satisfazer suas necessidades” (CANBERRA GROUP, 2011, p. 14 apud IBGE, 2016).

Por último, a taxa de alfabetização da população de 10 anos ou mais, de acordo com o IBGE, significa o “percentual de pessoas de 10 anos ou mais de idade que sabem ler e escrever pelo menos um bilhete simples no idioma que conhecem, na população total da mesma faixa etária, em determinado espaço geográfico” (IBGE, 2016). Ademais, educação e renda são variáveis intimamente ligadas: a causalidade entre educação e renda existe porque uma alta renda familiar determina um alto nível educacional (MENEZES-FILHO, 2001, p. 8 apud BONADIA, 2008, p. 12).

## **2.8 Regressão Linear Múltipla**

A Regressão Linear Múltipla é uma técnica estatística usada para estudar a relação entre uma variável dependente e várias variáveis independentes (DANTAS, 2003).

O Modelo Genérico Linear Geral é dado pela expressão a seguir (LEVINE et al., 2005) quando aplicado a uma amostra de tamanho n:



$$Y_i = \beta_0 + \beta_1.X_{1i} + \dots + \beta_k.X_{ki} + \varepsilon_i;$$

$i = 1, 2, \dots n$

Onde:  $Y_i$  = variável dependente ou explicada;  $\beta_0$  = interseção ou termo independente da variável;  $\beta_k$  = inclinação de  $Y$  em relação a variável  $X_k$ , mantendo-se constantes as variáveis  $X_1, X_2, X_{k-1}$ ;  $\varepsilon_i$  = erro aleatório em  $Y$  para a observação  $i$ .

A aplicação do modelo exige que  $\varepsilon_i \sim n(0, \sigma^2)$ , ou seja, requer erros gaussianos, independentes, com média zero e variância constante.

Além disso, também é necessário: verificar se o ajuste de regressão existe, a partir da análise da variância; avaliar o poder de explicação do modelo a partir do coeficiente de determinação múltipla  $R^2$ , que é uma medida de qualidade do ajuste do mesmo.

### 3 MATERIAIS E MÉTODOS

A presente pesquisa se deu no município de Recife – PE. Ele é um município brasileiro fundado em 12 de março de 1537, capital do estado de Pernambuco e pertencente à Mesorregião Metropolitana do Recife. Possui área territorial de aproximadamente 223 km<sup>2</sup> e posição geográfica compreendida na latitude - 8.05428 e longitude -34.8813 8° 3' 15" sul e 34° 52' 53" oeste. Está na cota 7m, em relação ao nível médio dos mares (IBGE, 2017). A cidade tem uma população de 1.633.697 habitantes (IBGE, 2017), Índice de Desenvolvimento Humano de 0,772 (PNUD, 2010) e atingiu um PIB de 50,7 bilhões em 2014, respondendo por 32,7% do Produto Interno Bruto do estado de Pernambuco naquele ano (IBGE, 2014).

Para a realização deste estudo foram aplicados os seguintes softwares (ferramentas), todos instalados em um computador com sistema operacional Windows 7 Professional SP1 x64: ArcGIS 10.2.2 – Sistema de informação geográfica utilizado na maior parte da pesquisa; Quantum GIS 2.12.3 – Sistema de informação geográfica utilizado no processo de geocodificação; Microsoft Excel 2013 – Software de criação de planilhas eletrônicas do Pacote Microsoft Office 2013, utilizado para o tratamento eventual de dados tabulares; Autodesk AutoCAD 2017 – Software de desenho assistido por computador, utilizado para o tratamento eventual de dados vetoriais; Adobe Photoshop CC 2017 – Software de edição de imagens, utilizado para o tratamento eventual de dados em formato raster;

Todo o trabalho foi elaborado com base no Sistema de Coordenadas UTM (Universal Transversal of Mercator) e no Sistema de Referência Geocêntrico para as Américas (SIRGAS 2000), havendo a conversão, quando necessária, de dados oriundos de outros sistemas de coordenadas e de referência. Os dados foram agregados por bairro, de modo a compatibilizar todas as informações primordiais. Finalmente, o trabalho dividiu-se em três fases distintas: coleta de dados, tratamento de dados e processamento de dados. A seguir, estas fases serão devidamente detalhadas.

#### 3.1 Coleta dos Dados

Primeiramente, seguiu-se com a coleta de dados tabulares dos endereços de casos notificados de Dengue no período compreendido entre janeiro de 2013 e dezembro de 2016. Eles foram obtidos no Portal de Dados Abertos da Cidade do Recife.

Em seguida, fez-se a coleta de dados sobre cobertura do serviço de esgotamento sanitário e cobertura e frequência de funcionamento do serviço de abastecimento de água nos bairros da cidade. Estes dados foram solicitados mediante apresentação de ofício à concessionária responsável pelos referidos serviços da cidade (a Compesa), que disponibilizou dados tabulares (tabelas com quantitativo e situação dos domicílios atendidos por estes serviços) e dados vetoriais (shapefile dos distritos sanitários e de abastecimento de água da cidade).

Ainda foram obtidas informações adicionais sobre a frequência do serviço de abastecimento a partir do mapa do Calendário de Abastecimento da Compesa, um SIGWeb disponibilizado publicamente no portal da empresa. Paralelamente, fez-se o recolhimento de dados sobre os setores de coleta de resíduos sólidos urbanos (RSU) da cidade. Segundo Silva (2015), os setores ou rotas de coleta de RSU são micro áreas que compreendem bairros, de forma parcial ou total, pelos quais os caminhões coletores passam e realizam as atividades de coleta e limpeza urbana. Estes dados foram solicitados mediante apresentação de ofício à empresa pública responsável pela manutenção e limpeza urbana da cidade (a Emlurb), que disponibilizou dados vetoriais (shapefile setores de coleta de resíduos sólidos urbanos).

Por outro lado, obteve-se os dados de densidade demográfica, área dos bairros, população residente, renda média domiciliar nominal mensal e taxa de alfabetização da população de 10 anos ou mais. As fontes de coleta foram o Censo de 2010 (IBGE) e o Serviço de Perfil dos Bairros do site da Prefeitura do Recife. Por fim, efetuou-se a coleta de dados vetoriais (shapefiles)

necessários à caracterização da área de estudo, obtidos do Serviço de Informações Geográficas do Recife – ESIG e no supracitado Portal de Dados Abertos da Cidade do Recife.

Foram colhidos os seguintes shapefiles: limites político administrativos dos bairros, quadra viária, lotes, base de face de logradouros e recursos hídricos.

### **3.2 Tratamento dos Dados**

De modo a preparar os dados para serem inseridos no modelo de regressão linear múltipla durante a etapa de processamento, esta etapa objetivou transformá-los, quando necessário, em índices, para que pudessem ser medidos e comparados no modelo de regressão supradito.

Para a obtenção desses índices, foram desenvolvidas metodologias próprias para o tratamento de dados referentes a frequência da coleta de resíduos sólidos urbanos, dados referentes a frequência de funcionamento do serviço de abastecimento de água e dados referentes à densidade de casos de Dengue. Para o tratamento dos demais dados, utilizou-se técnicas convencionais, reproduzidas em outros trabalhos.

#### **3.2.1 Índice de Cobertura do Serviço Abastecimento de Água (Iaa)**

Inicialmente, partiu-se de uma tabela originária da Compesa que contém o quantitativo de imóveis por situação do ramal de ligação à rede de abastecimento de água, em cada bairro.

Esta situação estava classificada da seguinte forma: 1 – ligada; 2 – suprimida (existe infra-estrutura, porém o ramal do cliente foi retirado por conta de débito recorrente); 3 – cortada

(existe infraestrutura, porém o ramal do cliente foi retirado por conta de débito pontual); 4 – factível (existe infraestrutura, porém o cliente ainda não está ligado à rede); 5 – suprimido parcialmente a pedido (existe infraestrutura, porém o ramal do cliente foi retirado por pedido); 6 – potencial (não existe infraestrutura).

Para tornar possível a obtenção do índice  $laa$ , agregou-se as classificações 1, 2, 3, 4 e 5 em uma única classificação chamada “quantidade de imóveis com o serviço de abastecimento de água disponível ( $qa$ )”.

Em seguida, tomou-se a “quantidade total de imóveis ( $qt$ )” como o somatório dos imóveis do bairro nas 6 classificações. O índice  $laa$  foi obtido então da seguinte forma:

$$laa = qa / qt \quad (1)$$

### 3.2.2 Índice de Cobertura do Serviço de Esgotamento Sanitário ( $les$ )

Partiu-se de uma tabela semelhante a utilizada no item 3.2.1, também oriunda da Compesa, que mostrava a situação do ramal de ligação à rede de esgotamento sanitário, em cada bairro. Esta situação estava classificada da seguinte forma: 1 – potencial (não existe infraestrutura); 2 – factível (existe infraestrutura, porém o cliente não está ligado); 3 – ligado; 4 – factível faturado (ligado); 5- ligado e fora uso (ligado com cobrança interrompida).

Para tornar possível a obtenção do índice em questão, agregou-se as classificações 2, 3, 4 e 5 em uma única classificação chamada “quantidade de imóveis com o serviço de esgotamento

sanitário disponível ( $qe$ )”. Em seguida, tomou-se a “quantidade total de imóveis ( $qt$ )” como o somatório dos imóveis do bairro nas 5 classificações. O índice  $les$  foi obtido então da seguinte forma:

$$laa = qe / qt \quad (2)$$

As tabelas utilizadas para o cálculo dos índices  $laa$  e  $les$  são datadas de outubro de 2017. Porém, o lapso temporal entre a data de modificação das tabelas e o período estudado (2013-2016) não é grande o suficiente para provocar distorções significativas perante os demais dados da pesquisa, pois, não houveram grandes obras de saneamento na cidade a ponto de provocar modificação expressiva da quantidade de imóveis atendidos um ano após o período estudado.

### 3.2.3 Índice de Frequência de Funcionamento do Serviço de Abastecimento de Água ( $ifa$ )

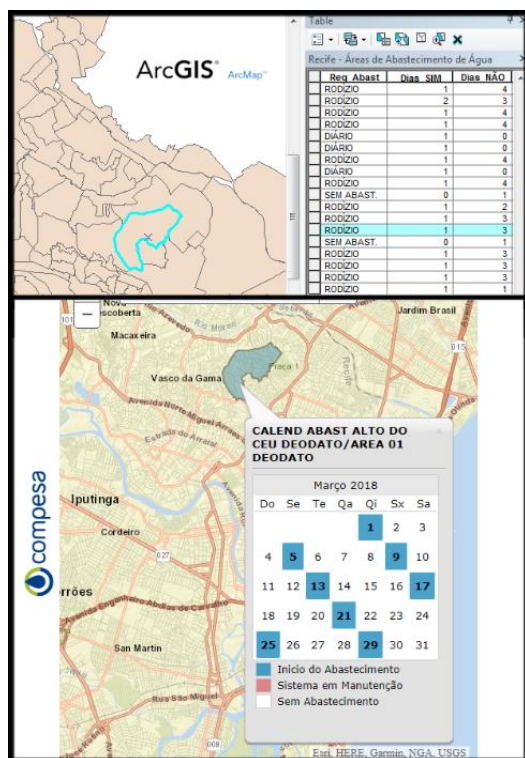
Para a obtenção deste índice foi desenvolvida uma metodologia própria. Primeiramente, foi realizada uma análise do shapefile dos distritos de abastecimento de água do Recife no software ArcGIS, com o objetivo verificar espacialmente como distritos abastecem os bairros. Este shapefile é o mesmo que a Compesa utiliza em seu SIGWeb, que mostra o calendário de abastecimento de água da cidade.

O próximo passo foi adicionar na tabela de atributos do shapefile sobredito, quatro novas colunas: “DiasSIM”, “DiasNÃO”, “DiasNãoMês” e “DiasSimMês”. Elas definem respectivamente: quantidade de dias que o distrito recebe água; quantidade dias que o distrito não recebe água; quantidade de dias que o distrito não recebe

água durante 30 dias, sendo o primeiro dia, um dia de recebimento de água; quantidade de dias que o distrito recebe água durante 30 dias, sendo o primeiro dia, um dia de recebimento de água.

Por exemplo, para um distrito que o abastecimento ocorre sendo 1 dia com água para cada 3 dias sem água, têm-se: DiasSIM=1; DiasNÃO=3; DiasNãoMês=22; DiasSimMês=8. As informações sobre os dias com água e sem água foram obtidas manualmente no SIGWeb aludido, conforme mostra a Figura 2.

Figura 2 – Preenchimento das novas colunas adicionadas na tabela de atributos do shapefile dos distritos de abastecimento a partir das informações oferecidas pelo calendário de abastecimento da Compesa.



Fonte: Os Autores, 2018.

Em seguida, foi realizada uma operação de interseção entre o shapefile dos bairros e o shapefile dos

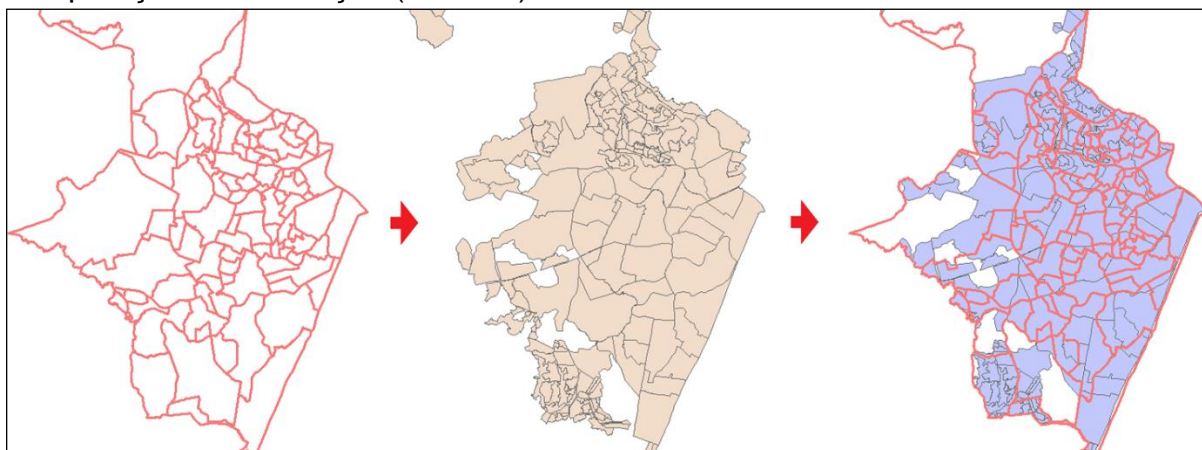
distritos de abastecimento, resultando em um novo shapefile que expõe quais porções de cada distrito abastecem determinado bairro, pois, um mesmo distrito pode atender mais de um bairro, já que as fronteiras dos distritos independem das fronteiras dos bairros. Além disso, esse novo shapefile conservou em sua tabela de atributos todas as informações obtidas do calendário de abastecimento da Compesa e a identificação dos bairros onde as frações estavam inseridas

A Figura 3, mostra o passo-a-passo da operação realizada, feita no software ArcGIS. Percebe-se ainda na Figura 3 (próxima página), à direita, que há bairros “não preenchidos” completamente por todos os distritos, ou seja, o abastecimento não atinge toda a extensão de alguns bairros. Isto ocorre porque estas áreas não atendidas, em maioria, não necessitam de abastecimento: são reservas ambientais, matas, vazios urbanos e terrenos diversos da União ou entidades privadas.

A posteriori, os valores da coluna “DiasSimMês” foram convertidos para um valor percentual mensal de dias com água (%MC). Sendo 30 dias = 100% = 1,0, pelo exemplo citado anteriormente, temos que 8 dias = 26,7% = 0,267. Esta operação foi feita para cada fração de distrito inserida em um bairro. Depois, foi calculada a área em Km<sup>2</sup> da fração de cada distrito que está inserida num bairro, e em seguida, calculado o percentual de área (variando de 0 a 1) que cada uma destas frações de distritos ocupa em relação à área total deste bairro (%PD).

E finalmente, o índice Ifa de cada bairro foi definido através do somatório de cada produto %MCi.%PDi relativo a cada fração de distrito de abastecimento presente no bairro em questão. Logo, para cada bairro há:

Figura 3 – Shapefiles dos bairros (à esquerda), dos distritos (ao centro) e do resultado da operação de interseção (à direita).



Fonte: Os Autores, 2018.

$$Ifa = \sum (\%Mci \cdot \%PDi) \quad (3)$$

### 3.2.4 Índice de Atendimento do Serviço de Coleta de Resíduos Sólidos (Irs)

Assim como o Índice de Frequência de Funcionamento do Serviço de Abastecimento de Água (Ifa), a obtenção deste índice foi desenvolvida mediante o desenvolvimento de uma metodologia própria. Primeiramente, foi analisado o shapefile dos Setores de Coleta de Resíduos Sólidos Urbanos (RSU) da cidade no software ArcGIS, com o objetivo de verificar espacialmente como os setores estão dispostos através dos bairros.

O próximo passo foi adicionar na tabela de atributos do shapefile sobredito, uma nova coluna intitulada “Índice\_Frequência\_Semanal” (%IF), que define percentualmente (variando de 0 a 1) a quantidade de dias por semana que os caminhões de lixo executam a coleta em determinado setor. Na presente pesquisa, para as seguintes frequências de coleta de resíduos sólidos: diária = 1 (7 dias por semana, ou seja, 100%); segunda,

quarta e sexta = 0,4285 (3 dias por semana, ou seja, 42,85%); terça, quinta e sábado = 0,4285 (3 dias por semana, ou seja, 42,85%)

Em terceiro lugar, realizou-se uma operação de interseção entre o shapefile dos bairros e o shapefile dos setores de coleta de RSU, resultando em um novo shapefile que expõe quais porções de cada setor de coleta atendem determinado bairro, pois, um mesmo setor pode atender mais de um bairro, já que as fronteiras dos setores independem das fronteiras dos bairros. Além disso, esse novo shapefile conservou em sua tabela de atributos a identificação dos bairros onde as frações de setores ou os próprios setores estavam inseridos.

Em seguida, foi calculada a área em Km<sup>2</sup> de cada setor ou fração de setor que está inserida num bairro, e, por conseguinte, calculado o percentual de área (variando de 0 a 1) que cada uma destas frações de setores de coleta ocupa em relação à área total deste bairro (%PD). Finalmente, o índice Irs de cada bairro foi definido através do somatório de cada produto %IFi.%PDi relativo a cada fração de setor de coleta presente no

bairro em questão. Logo, para cada bairro tem-se:

$$Irs = \sum (\%IFI \cdot \%PDi) \quad (4)$$

Assim como aconteceu durante a determinação do Índice de Frequência de Funcionamento do Serviço de Abastecimento de Água (Ifa) quanto aos distritos de abastecimento, neste índice também foram observados bairros “não preenchidos” completamente por todos os setores de coleta de resíduos sólidos urbanos. Isto ocorreu pelo mesmo motivo que o índice anterior: as áreas não atendidas, em maioria, não necessitam de cobertura, pois são reservas ambientais, matas, vazios urbanos e terrenos diversos da União ou entidades privadas.

### **3.2.5 Densidade Demográfica em 2016 (Dd2016)**

A variável Densidade Demográfica em 2016 (Dd2016) não foi representada por um índice. Primeiramente, foi obtida a população de cada bairro em 2010 (Po) através do Serviço de Perfil dos Bairros do site da Prefeitura do Recife.

Em seguida, este valor foi atualizado para o ano de 2016 (Pt) (último ano da faixa de tempo estudada neste trabalho), a partir da Equação de Projeção Populacional Geométrica mostrada em Von Sperling (2005) e do Coeficiente de Projeção Populacional Geométrica (Cg) de 2000/2010. Os valores de Cg também são oferecidos no mesmo serviço, para cada bairro.

Por fim, o valor da população de cada bairro no ano de 2016 (Pt) foi dividido pela área dos respectivos bairros (A) em Km<sup>2</sup>, para se encontrar os valores de Dd2016, em hab./km<sup>2</sup>. Por uma questão de precisão, as áreas

dos bairros foram obtidas a partir do shapefile disponibilizado pelo Portal ESIG da Prefeitura do Recife, através do ArcGIS.

As equações utilizadas no processo seguem abaixo, onde: t = ano que se deseja estimar a população; t<sub>0</sub> = ano que se tem o valor da população inicial de referência; P<sub>t</sub> = população estimada no ano t; P<sub>0</sub> = população inicial de referência no ano t<sub>0</sub>; Cg = coeficiente de projeção populacional geométrica; e = número de Euler; Dd2016 = densidade populacional em hab./Km<sup>2</sup> em 2016; A = área do bairro em Km<sup>2</sup>.

$$P_t = P_0 \cdot e^{(Cg \cdot (t - t_0))} \quad (5)$$

$$Dd_{2016} = P_t / A \quad (6)$$

### **3.2.6 Renda Nominal Média Domiciliar Mensal (Rm)**

A variável Renda Nominal Média Domiciliar Mensal (Rm) não foi representada por um índice. Ela foi obtida diretamente no Serviço de Perfil dos Bairros do site da Prefeitura do Recife, para cada bairro. Os dados são do Censo de 2010. O PNAD 2016 não traz essa informação por bairro, apenas por município. Logo, o Censo de 2010 é a fonte mais atual disponível, no nível de agregação de bairro.

### **3.2.7 Taxa de Alfabetização da População de 10 Anos ou Mais (Tap)**

Esta variável foi obtida diretamente no Serviço de Perfil dos Bairros do site da Prefeitura do Recife, para cada bairro. Os dados são do Censo de 2010. O Censo da Educação Básica de 2016 do INEP não traz essa informação por bairro, apenas por município. Logo,



o Censo de 2010 é a fonte mais atual disponível, no nível de agregação de bairro.

### 3.2.8 Densidade de Casos de Dengue por Bairro (Ddg)

Para a obtenção desta variável, em primeiro lugar, foi executada a geocodificação de todos os endereços dos casos notificados de Dengue (obtidos de tabelas do Portal de Dados Abertos da Cidade do Recife) no período estudado, através do plug-in MMQGIS do software Quantum GIS, mês a mês, gerando várias camadas (shapefiles) de pontos.

Em seguida, estas camadas foram agrupadas em uma única camada, para se obter o acumulado de casos entre 2013 e 2016. Inicialmente, foram geocodificados, 94,57% (desvio padrão de 1,60%) dos endereços pelo plug-in. Após a filtragem manual de endereços repetidos, mal geocodificados, e outros “pontos fora da curva”, ainda permaneceram 93,20% (desvio padrão de 2,02%) dos endereços iniciais, o que significa cerca de 51052 (cinquenta e um mil e cinquenta e dois) pontos geocodificados.

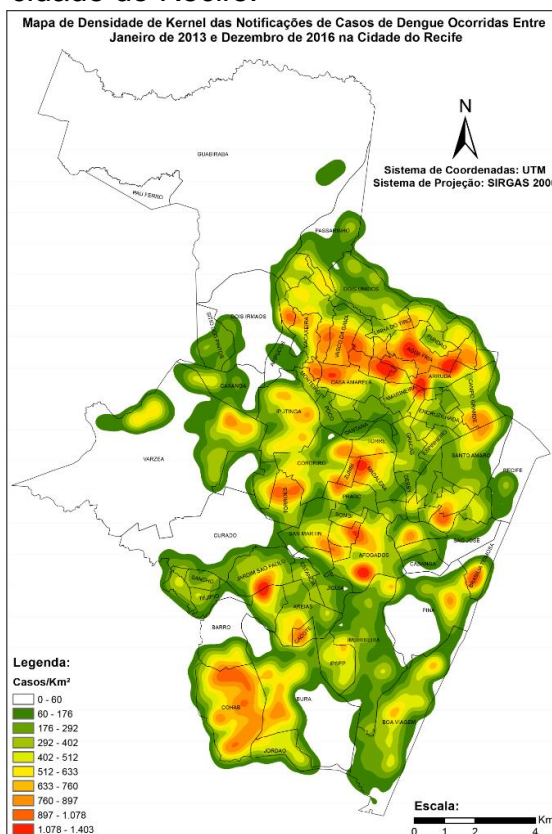
Em seguida, no ArcGIS, dividiu-se espacialmente os pontos, utilizando as fronteiras dos bairros como critério. Desse modo, foi possível identificar na tabela de atributos da camada dos bairros (uma nova coluna foi adicionada pela ferramenta) quantos casos de Dengue ocorreram em cada bairro. Finalmente, a densidade de casos de Dengue por bairro, em casos/Km<sup>2</sup>, foi obtida dividindo-se o número de casos em determinado bairro, pela área do mesmo.

### 3.2.9 Mapa de Densidade de Kernel

Para a produção deste mapa partiu-se da camada de pontos

geocodificados no item 3.2.8. No ArcGIS, o mapa foi executado usando o método de classificação “Quebras Naturais (Jenks)”, com 10 classes. O resultado final é mostrado abaixo, na Figura 4.

Figura 4 – Mapa de Densidade de Kernel das notificações de casos de Dengue ocorridas entre 2013 e 2016 na cidade do Recife.



Fonte: Os Autores, 2018.

É importante frisar, que por conta do método de classificação escolhido para as classes, densidades de casos menores que 60 casos/Km<sup>2</sup> (zona branca) não são exibidas no mapa da Figura 4.

As maiores densidades que este método encontrou (zonas vermelhas, mais quentes) giraram em torno de 1078 a 1403 casos/Km<sup>2</sup>. Segundo a ESRI (2016), o método de classificação



por Quebras Naturais (Jenks) gera classes baseadas em agrupamentos naturais inerentes aos dados.

As quebras de classe que agrupam valores semelhantes e que maximizam as diferenças entre classes são identificadas, e as feições, são divididas em classes cujos limites são configurados onde existem diferenças relativamente grandes nos valores de dados (ESRI, 2016).

Ainda segundo a ESRI (2016), pelo fato da classificação de quebras naturais adicionar valores na mesma classe, este método serve para mapeamento dos valores de dados que não estão uniformemente distribuídos, aplicando-se ao caso desta pesquisa.

### 3.3 Processamento dos Dados

Na última etapa da metodologia desenvolvida nesta pesquisa foi executada a Regressão Linear Múltipla. Primeiramente, todos os dados tratados e transformados em variáveis (Ddg, Rm, Dd2016, Tap, laa, les, lfa, lrs) no item 3.2 foram tabelados por bairro (linhas) e por variável (colunas).

Em seguida, as variáveis Dd2016 e Ddg foram respectivamente transformadas para as formas logarítmicas  $\ln(\text{Dd2016})$  e  $\ln(\text{Ddg})$ , com o objetivo corrigir problemas de variância não constante, verificados a partir da análise dos gráficos de dispersão. Por fim, foi executada uma regressão linear múltipla a um nível de confiança de 95%.

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

A partir da regressão executada no item 3.3, tomando como variável dependente  $\ln(\text{Ddg})$ , chegou-se aos resultados apresentados nas tabelas 1, 2 e 3, e nas figuras 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11 e 12. A regressão múltipla também

apresentou um *F* de Significação de  $6,89^{(-28)}$ .

Tabela 1 – ANOVA.

|          | GI | SQ     | MQ   | F     |
|----------|----|--------|------|-------|
| Regress. | 7  | 80,51  | 11,5 | 50,75 |
| Resíduos | 86 | 19,49  | 0,23 |       |
| Total    | 93 | 100,01 |      |       |

Fonte: Os Autores, 2018.

Tabela 2 – Resultados da regressão linear múltipla.

|                      | Coefficiente | Valor-P  |
|----------------------|--------------|----------|
| Interseção           | -2,347701    | 0,17222  |
| Rm                   | -9,2188E-5   | 0,00207  |
| $\ln(\text{Dd2016})$ | 0,6502544    | 2,29E-21 |
| Tap                  | 1,9882468    | 0,27732  |
| laa                  | -0,355077    | 0,56146  |
| les                  | 0,7489039    | 0,00028  |
| lfa                  | -0,038967    | 0,86414  |
| lrs                  | 0,852294     | 0,00032  |

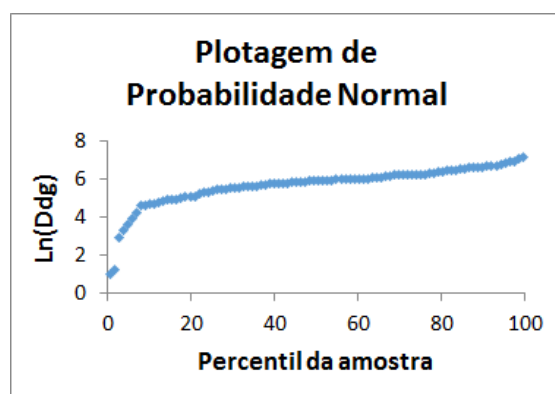
Fonte: Os Autores, 2018.

Tabela 3 – Estatísticas da regressão linear múltipla.

| Estatística de Regressão |        |
|--------------------------|--------|
| r Múltiplo               | 0,8973 |
| R <sup>2</sup>           | 0,8051 |
| R <sup>2</sup> Ajustado  | 0,7892 |
| Erro Padrão              | 0,4761 |
| Observações              | 94     |

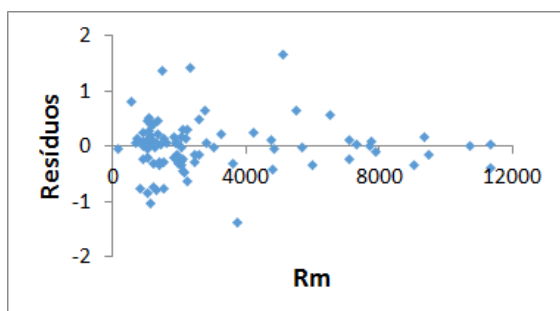
Fonte: Os Autores, 2018.

Figura 5 – Probabilidade Normal.



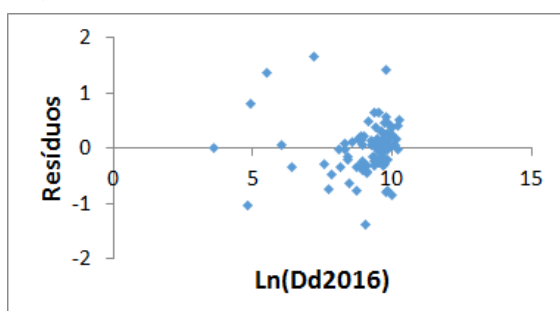
Fonte: Os Autores, 2018.

Figura 6 – Resíduos de Rm.



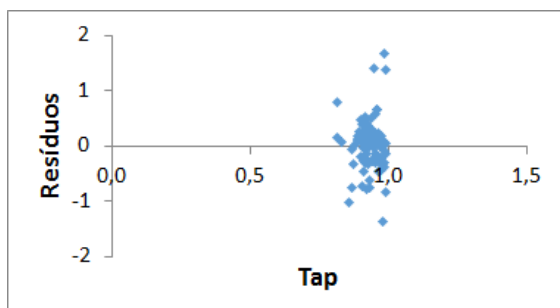
Fonte: Os Autores, 2018.

Figura 7 – Resíduos de Ln(Dd2016).



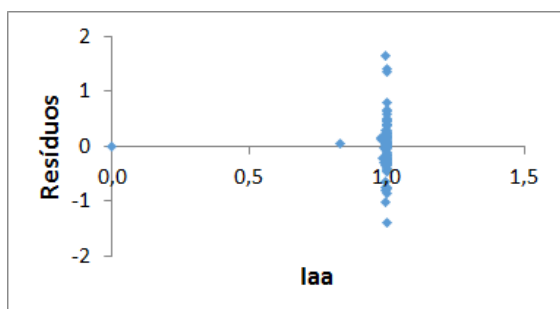
Fonte: Os Autores, 2018.

Figura 8 – Resíduos de Tap.



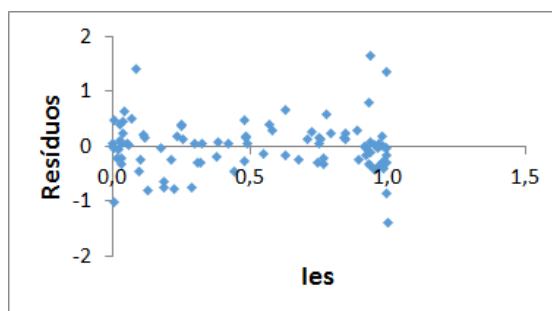
Fonte: Os Autores, 2018.

Figura 9 – Resíduos de laa.



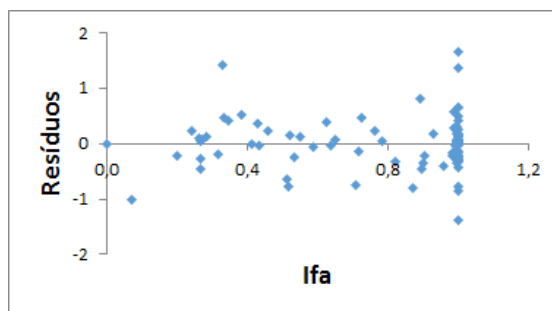
Fonte: Os Autores, 2018.

Figura 10 – Resíduos de les.



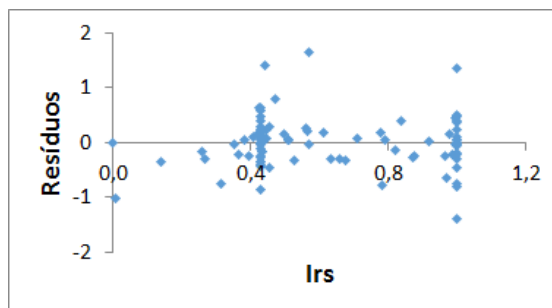
Fonte: Os Autores, 2018.

Figura 11 – Resíduos de lfa.



Fonte: Os Autores, 2018.

Figura 12 – Resíduos de lrs.



Fonte: Os Autores, 2018.

O modelo foi capaz de explicar 80,51% da variabilidade da densidade de casos de Dengue por km<sup>2</sup> nos bairros ( $R^2 = 0,8051$ ), além de mostrar uma forte correlação positiva entre as variáveis ( $r$  Múltiplo = 0,8973).

De acordo com a análise feita do Valor-P, verifica-se que: com 99,99% de confiança, Dd2016 é importante para a variação de Ddg; com 99,97% de confiança, les é importante para a variação de Ddg; com 99,97% de

confiança, Irs é importante para a variação de Ddg; com 99,79% de confiança, Rm é importante para a variação de Ddg; com 72,27% de confiança, Tap é importante para a variação de Ddg; com 43,85% de confiança, laa é importante para a variação de Ddg; com 13,59% de confiança, lfa é importante para a variação de Ddg.

Ou seja, como as variáveis Tap, laa e lfa apresentaram Valores-P superiores a 0,05, a influência das mesmas sobre a variável Ddg não foi comprovada.

Dessa forma, a partir dos resultados apresentados não se pode atestar que variações no nível de educação básica e no serviço de abastecimento de água induzem variações na densidade de casos de Dengue na cidade.

Por outro lado, foi constatado que variações na renda média domiciliar mensal, na densidade populacional e nos serviços de coleta de lixo e de esgotamento sanitário influenciam diretamente a densidade de casos de dengue.

Diante disso, o Mapa de Densidades de Kernel das notificações de casos de Dengue ocorridas entre 2013 e 2016 (Figura 4) deve exibir consoância com os resultados apresentados na regressão linear múltipla, expondo nas zonas de maior concentração de casos, áreas que reúnem, de maneira generalizada, serviços de esgotamento sanitário e coleta de lixo de baixa qualidade, alta densidade populacional e baixo nível de renda média domiciliar mensal. O oposto deve ocorrer em áreas de baixa concentração de casos de dengue.

Assim sendo, foram observados no mapa cerca de 10 bairros, dos quais 5 tinham mais de 80% de seus territórios

inseridos em zonas com alta densidade de casos (“zonas quentes” – 897 a 1403 casos/km<sup>2</sup>) e 5 tinham mais de 80% de seus territórios inseridos em zonas com baixa densidade de casos (“zonas frias” – 0 a 282 casos/km<sup>2</sup>). São 2 grupos de bairros em situações opostas quanto a situação densidade de casos de Dengue.

Os bairros observados inseridos em zonas quentes foram: Água Fria, Alto José do Pinho, Bomba do Hemetério, Morro da Conceição e Cohab. E os bairros observados inseridos em zonas frias foram: Sítio dos Pintos, Apipucos, Santana, Curado e Dois Irmãos.

No quesito renda nominal média domiciliar mensal (Rm), os bairros em zonas quentes variaram de R\$1127,11 a R\$1346,55, com média de R\$1189,45. Já os bairros em zonas frias variaram de R\$1216,36 a R\$9040,76, com média de R\$3239,48.

No quesito densidade demográfica (Dd2016), os bairros em zonas quentes variaram de 12.010 hab./Km<sup>2</sup> a 29.104 hab./Km<sup>2</sup>, com média de 21.923 hab./km<sup>2</sup>. Já os bairros em zonas frias variaram de 413 hab./Km<sup>2</sup> a 7450 hab./km<sup>2</sup>, com média de 3436 hab./Km<sup>2</sup>.

No quesito esgotamento sanitário (les), os bairros em zonas quentes variaram de 0,024 a 0,248, com média de 0,13. Já os bairros em zonas frias variaram de 0,035 a 0,968, com média de 0,330.

No quesito coleta de lixo (Irs), os bairros em zonas quentes variaram de 0,839 a 1,0, com média de 0,970. Já os bairros em zonas frias variaram de 0,314 a 1,0, com média de 0,52.

Apenas uma das variáveis da Regressão, Irs, não obteve conformidade com as observações feitas no Mapa de Densidades. Essa



distorção pode ser explicada pelo fato de porções consideráveis dos bairros inseridos em zonas frias serem formadas por vegetação nativa, como mostram as figuras 14, 16 e 17. Dessa maneira, mesmo que na equação (4) toda a área do bairro seja computada, não necessariamente haverá coleta de lixo em todo o bairro. O mesmo não ocorre nos bairros inseridos em zonas quentes, já que todo o território deles é densamente urbanizado, como mostram as figuras 13, 15 e 18.

Figura 13 – Cohab, Recife – PE.



Fonte: Google Maps, 2018.

Figura 14 – Santana, Recife – PE.



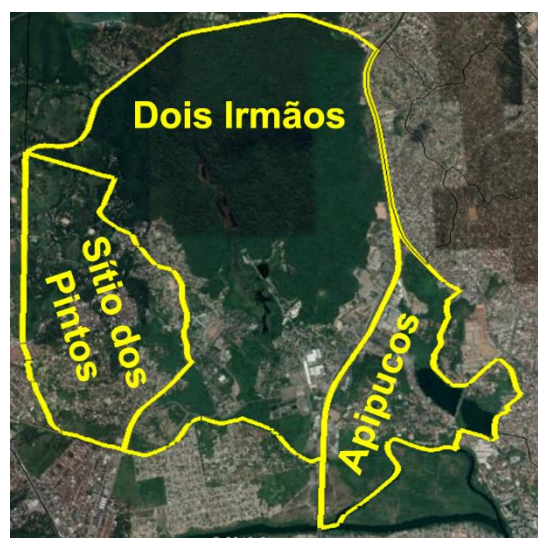
Fonte: Google Maps, 2018.

Figura 15 – Água Fria, Bomba do Hemetério e Alto José do Pinho. Recife – PE.



Fonte: Google Maps, 2018.

Figura 16 – Sítio dos Pintos, Apipucos e Dois Irmãos. Recife – PE



Fonte: Google Maps, 2018.



Figura 17 – Curado, Recife – PE.



Fonte: Google Maps, 2018.

Figura 17 – Morro da Conceição, Recife – PE.



Fonte: Google Maps, 2018.

Esse fato, de maneira indireta, exibe concordância com o já citado trabalho de Carneiro e Candeias (2010) e o trabalho de Penso-Campos

et al. (2018), os quais concluem que bairros que apresentam menor cobertura vegetal e maior área de uso antrópico são mais suscetíveis à Dengue.

Outra explicação plausível para a distorção da variável Irs, seria quanto à disposição do lixo pelos moradores. A variável Irs, da forma como foi construída, avalia a cobertura do serviço de coleta de resíduos sólidos oferecido pela empresa responsável, porém, não considera a forma como os moradores acondicionam esses resíduos. As figuras 18, 19, 20 e 21 exibem essa realidade em dois dos bairros estudados, situados em zonas de altíssima densidade de casos de Dengue.

Figura 18 – Lixo em local indevido. Bairro da Bomba do Hemetério, Recife – PE.



Fonte: Jornal do Commercio, 2015.

Figura 19 – Lixo em local indevido. Bairro da Bomba do Hemetério, Recife – PE.



Fonte: Jornal do Commercio, 2016.

Figura 20 – Lixo em área de morro. Bairro de Água Fria, Recife – PE.



Fonte: Jornal do Commercio, 2015.

Figura 21 – Lixo em local indevido. Bairro de Água Fria, Recife – PE.



Fonte: Blog Firmino Junior, 2013.

Muito provavelmente, o grau elevado de densidade de casos de Dengue nestas localidades é influenciado pelo lixo acumulado em locais indevidos. Uma situação que acaba se tornando uma questão de educação, que ironicamente, foi apontada pela regressão linear (por meio da variável Tap), como um aspecto não influenciante.

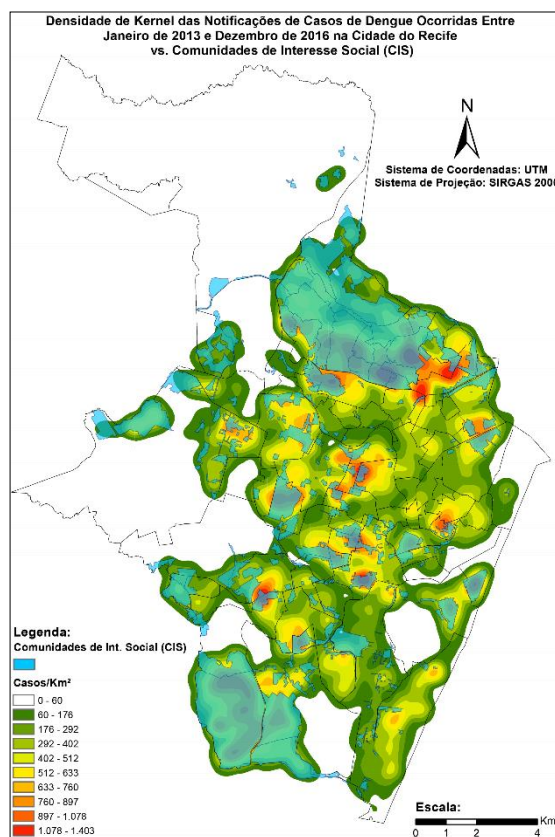
Segundo o que foi apresentado até agora, percebe-se que as zonas quentes estão localizadas nos bairros que possuem áreas em situação de alta vulnerabilidade social, e pouco assistidas pelo poder público.

Em 2014, a Prefeitura do Recife apresentou, como a 1ª etapa de um projeto de infraestrutura maior, o Atlas das Infraestruturas Públicas em

Comunidade de Interesse Social (CIS) do Recife. Este documento, executado pela Autarquia de Saneamento do Recife – SANEAR, mostra o mapeamento de áreas críticas da cidade, em termos de moradia, saneamento, coleta lixo, iluminação pública, pavimentação e presença de equipamentos públicos municipais (PREFEITURA DO RECIFE, 2014).

Este estudo resultou de levantamentos realizados em uma área total de 4513 hectares (20,23% do território da cidade) e da sistematização das informações coletadas através de técnicas de geoinformação.

Figura 22 – Mapa da Comunidades de Interesse Social (CIS) do Recife (polígonos na cor azul transparente)



Fonte: Prefeitura do Recife, 2014.



A Figura 22, mostra as CIS sobrepostas ao Mapa de Densidade de Kernel das notificações de casos de Dengue ocorridas entre 2013 e 2016. Percebe-se visualmente que, como esperado, a grande maioria das comunidades estão inseridas nas zonas que possuem as maiores densidades de casos Dengue.

Estes resultados demonstram o peso da falta de assistência do Estado em questões socioeconômicas (os mais atingidos são os cidadãos de baixa renda), de infraestrutura pública (carência do serviço de esgotamento sanitário) e de planejamento urbano (processo de urbanização espontâneo e desordenado, que resulta em comunidades com alta densidade demográfica). Além disso, também expõem a importância da conscientização das pessoas quanto a acomodação do próprio lixo, pois elas são agentes tão importantes quanto o Estado para a manutenção da Saúde Pública.

## 5 CONCLUSÃO

Para a elaboração deste trabalho foram encontradas algumas dificuldades para se obter os dados necessários à criação das variáveis utilizadas na regressão linear múltipla. Diferentemente dos dados censitários (população residente, renda, taxa de alfabetização, e notificações de casos de Dengue), os dados relativos ao saneamento básico foram obtidos a partir do contato formal com as empresas prestadoras destes serviços na cidade, uma vez que estes não estão disponíveis publicamente. Foi necessário ainda expor para as

empresas os motivos da obtenção de tais dados.

Além disso, algumas características inerentes aos dados contribuíram para relativa atenuação da precisão deste trabalho. A maioria dos endereços das notificações de casos de Dengue divulgados pela Secretaria de Saúde do Recife não continham os números das residências. Por conta disso, quando esses endereços foram geocodificados pelo plugin MMQGIS, os pontos foram inseridos nos centroides das ruas e avenidas. Quanto maior fosse a rua ou avenida, maior era a interferência deste fato. Isto afetou diretamente a apresentação visual do Mapa de Densidades de Kernel.

Também houveram relatos de alguns moradores de que o calendário da Compesa utilizado para a construção da variável Ifa não era atualizado com frequência. Como isso, o mesmo acaba não retratando com exatidão a situação do abastecimento de água nos bairros. Esta situação a princípio poderia ser resolvida a partir de entrevistas rápidas com moradores. Porém, seria inviável realizá-las em toda a cidade, com seus 94 bairros.

Ademais, é verdade que vários aspectos deste estudo poderiam ser aprimorados. A variável Irs poderia ser construída de tal forma que avaliasse a influência conjunta do cuidado dos cidadãos ao armazenar o próprio lixo e da eficiência do serviço de coleta de resíduos sólidos oferecido pelo Estado. Ou ainda, poderia ser criada uma nova variável para avaliar apenas o zelo da



população quanto aos próprios resíduos sólidos, separadamente.

Também poderia ser inserida uma nova variável para avaliar a influência da área de cobertura vegetal por bairro, já que foi verificado neste (acidentalmente) e em outros estudos, que bairros com significativa quantidade de áreas verdes são menos suscetíveis à Dengue.

A variável Tap poderia ser remodelada para representar o nível de conscientização da população quanto à prevenção da Dengue, ao invés de representar o nível de alfabetização das pessoas, algo que se mostrou pouco relevante para densidade de casos da doença. Isto poderia ser feito através de entrevistas estruturadas.

Poderiam ser empregadas imagens de satélite (rasters) para recortar áreas verdes, vazios urbanos, terrenos diversos da União e de particulares. Essas áreas deixariam de ser utilizadas na composição das variáveis Ifa e Irs, trazendo mais rigor aos resultados.

Poderiam ser utilizadas ferramentas estatísticas mais sofisticadas ao invés da regressão linear múltipla, ou aliada à mesma, como método da análise dos componentes principais (ACP), método das regressões auxiliares, regressão de cumeeira (“ridge” regression), dentre outras. Estas mesmas ferramentas também poderiam ser utilizadas na construção das próprias variáveis. Seria possível ainda aplicar a álgebra de mapas para explorar a vulnerabilidade à Dengue, utilizando

como parâmetro as variáveis criadas. O resultado final seria um mapa de vulnerabilidade. Estas são algumas das inúmeras possibilidades de aprofundamento e melhoria deste trabalho.

Por fim, conclui-se que o combate à proliferação do mosquito *Aedes aegypti* exige um esforço multidisciplinar conjunto dos cidadãos e do Estado, empregando profissionais de saúde, de assistência social, de engenharia, de urbanismo, de meio ambiente, entre outros.

Políticas públicas efetivas de saúde, saneamento, habitação e conscientização são essenciais para modificar essa situação a médio e longo prazo. Os resultados apresentados nesse trabalho mostraram seu valor na possibilidade de assistência ao processo decisório de implementação de tais políticas. Por intermédio deles é possível detectar quais e onde estão localizadas as deficiências a serem sanadas, oferecendo uma visão sistêmica aos gestores públicos, favorecendo assim, o direcionamento racional de recursos e pessoal.

## AGRADECIMENTOS

A Deus, a minha família e aos meus amigos; ao Laboratório de Geotecnologias e Meio Ambiente do IFPE Campus Recife por ter dado todo o suporte necessário à realização desta pesquisa; à Compesa, à Emlurb e à Prefeitura do Recife pelo fornecimento dos dados, sem os quais não seria possível realizar este trabalho; a todos que direta ou indiretamente fizeram parte da minha formação, o meu mais sincero muito obrigado.

## REFERÊNCIAS

ARCGIS MAP FOR OFFICE. **Métodos de Classificação**. Disponível em: [https://doc.arcgis.com/pt-br/maps-for-office/design-and-use/classification-methods.htm#ESRI\\_SECTION1\\_976A24FBBF0648E18463A8097EE79B55](https://doc.arcgis.com/pt-br/maps-for-office/design-and-use/classification-methods.htm#ESRI_SECTION1_976A24FBBF0648E18463A8097EE79B55). Acesso em: 21 mar. 2018.

ALMEIDA, S. A.; MEDRONHO, R. A.; VALENCIA, L. I. O. Análise espacial da dengue e o contexto socioeconômico no município do Rio de Janeiro. **Revista de Saúde Pública**, São Paulo, v. 43, n. 4, 2009, p. 666-673.

ALMEIDA, C. A. P.; SILVA, R. M. Modelagem espacial dos casos de dengue e variáveis socioambientais em João Pessoa, Cabedelo e Bayeux, Paraíba. **Revista Brasileira de Geografia Física**, Recife, v.10, n. 5, 2017, p. 1455-1470.

ARAÚJO, W. M.; TAVEIRA, B. D. A.; FOGAÇA, T. K. **Geografia da população**. 1. ed. Curitiba: Editora InterSaberes, 2016.

BANCO MUNDIAL. Diretoria Sub-Regional – Brasil. **BRASIL: gestão dos problemas da poluição, agenda ambiental marrom; relatório de pesquisa**. 1998. Disponível em: <http://documents.worldbank.org/curated/pt/905241468231296587/pdf/166350v10PORTUGUESE0Brown0Agenda.pdf>. Acesso em: 17 nov. 2017.

BONADIA, P. M. **A Relação Entre o Nível de Escolaridade e a Renda no Brasil**. 2008. 25 f. Monografia (Bacharelado e Economia) – Faculdade de Economia e Administração, IBMEC, São Paulo, 2008.

CARNEIRO, L. I. S.; CANDEIAS, A. L. B. Análise de dados sócio-econômicos e ambientais na cidade do Recife e a dengue no período: 2000 – 2006. In: Simpósio Brasileiro de Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação, 3., 2009, Recife. **Anais [...]** Recife: UFPE, 2010, p. 01-09.

CIVITA, C. **Grande Dicionário da Língua Portuguesa**: Larousse Cultural. 1. ed. São Paulo: Editora Nova Cultural Ltda., 2000. p. 782

COSTA, A. I. P.; NATAL, D. Distribuição espacial da dengue e determinantes socioeconômicos em localidade urbana no Sudeste do Brasil. **Revista de Saúde Pública**, São Paulo, v. 32, n. 3, 1998, p. 232-236.

DANTAS, R. A. **Engenharia de Avaliações**: uma introdução à metodologia científica. 1.<sup>a</sup> Ed. São Paulo: Pini, 2003.

DUFT, D. **O que é um “shapefile”**. Disponível em: <http://inteliagro.com.br/o-que-e-um-shapefile/>. Acesso em: 6 maio. 2018.

ESRI. **ESRI Shapefile Technical Description**: An ESRI White Paper – July 1998. Disponível em: <http://www.esri.com/library/whitepapers/pdfs/shapefile.pdf>. Acesso em: 6 maio. 2018.

FREITAS, M.V.; CABRAL, J. A. Distribuição espacial e determinantes socioeconômicos e demográficos da dengue nos municípios brasileiros. In: Encontro Nacional da Associação Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos, 11, 2013, Paraná. **Anais[...]** Paraná: ABER, 2013.

GOOGLE DEVELOPERS. **Geocoding API**. Disponível em: <https://developers.google.com/maps/documentation/geocoding/intro?hl=pt-br>. Acesso em: 15 nov. 2017.

GOMES, B. S. M.; BASTOS S. Q. A.; NASCIMENTO, B. R. Dengue em Minas Gerais: uma análise da influência das variáveis socioeconômicas e climáticas. **Revista de Economia da UEG**, Anápolis, v. 11, n. 1, jun. 2015, p. 77-103.

IBGE. **Censo Demográfico 2010**. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas-novoportal/sociais/populacao/9662-censo-demografico-2010.html?&t=o-que-e>. Acesso em: 10 nov. 2017.

IBGE CIDADES@. **Recife**. Disponível em: <http://cod.ibge.gov.br/2VT2W>. Acesso em: 7 out. 2017.

IBGE. **Síntese de Indicadores Sociais: uma análise das condições de vida da população brasileira – 2016**. Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv98965.pdf>. Acesso em: 18 nov. 2017.

LEVINE, D.M; BERENSON, M.L.; STEPHAN, D. **Estatística: Teoria e Aplicações**. Rio de Janeiro: LTC, 2005.

MACHINER, F.; RODRIGUES, D. J.; ANDRADE, E. A. Distribuição de dengue no norte de Mato Grosso, Brasil, 2001-2005. **Cadernos de Saúde Coletiva**, v. 17, n. 3, 2009, p. 627-640.

MEDEIROS, A. O **Geoprocessamento e Suas Tecnologias: Parte 1**. Disponível em: <http://www.andersonmedeiros.com/geotecnologias-parte1/>. Acesso em: 3 nov. 2017.

MEDEIROS, A. O **Geoprocessamento e Suas Tecnologias: Parte 2**. Disponível em: <http://www.andersonmedeiros.com/geotecnologias-parte2/>. Acesso em: 3 nov. 2017.

MINISTÉRIO DA SAÚDE. **Dengue**. Disponível em: <http://portalsaude.saude.gov.br/index.php/o-ministerio/principal/secretarias/svs/dengue>. Acesso em: 3 nov. 2017.

MOURA, A. C. M. **Geoprocessamento na gestão e planejamento urbano**. 3. ed. Rio de Janeiro. Editora Interciência, 2014.

PENSO-CAMPOS, et. al. Aspectos da paisagem e fatores socioeconômicos nos casos de dengue na cidade de Porto Alegre, RS. **Revista Brasileira de Geografia Física**, Recife, v.11, n. 5, 2018, p. 1846-1858.

PHILIPPI JR., A. **Saneamento, Saúde e Ambiente: Fundamentos para um Desenvolvimento Sustentável**. 1. ed. São Paulo: Editora Manole, 2005.

PREFEITURA DO RECIFE. **A Cidade**. Disponível em: <http://www2.recife.pe.gov.br/servico/cidade-1>. Acesso em: 7 out. 2017.

PREFEITURA DO RECIFE. **Atlas das Infraestruturas Públicas em Comunidade de Interesse Social do Recife**. Recife: Autarquia de Saneamento do Recife – SANEAR, 2014.

PREFEITURA DO RECIFE. **Dados Abertos da Cidade do Recife**. Disponível em: <http://dados.recife.pe.gov.br>. Acesso em: 7 out. 2017.

PREFEITURA DO RECIFE. **ESIG – Informações Geográficas do Recife**. Disponível em: <http://www.recife.pe.gov.br/ESIG>. Acesso em: 7 out. 2017.

PREFEITURA DO RECIFE. **Perfil dos Bairros**. Disponível em: <http://www2.recife.pe.gov.br/servico/perfil-dos-bairros>. Acesso em: 7 out. 2017.

RIZZI, C. B., et al. Considerações sobre a dengue e variáveis de importância à infestação por *Aedes aegypti*. **Hygeia – Revista Brasileira de Geografia Médica e da Saúde**, Uberlândia, v. 13, n. 24, jun. 2017, p. 24-40.

SANTOS M., S.; V. SOUZA, W. **Introdução à Estatística Espacial para a Saúde Pública**. Vol. 3. 1 ed. Brasília: Fundação Oswaldo Cruz / Ministério da Saúde. 2007

SENÇO, W. DE. **Manual de Técnicas de Projetos Rodoviários**. 1. ed. São Paulo: Editora PINI, 2008.

SILVA. R.C.P. **Avaliação do modelo de gestão dos resíduos sólidos urbanos da cidade de Recife/PE e estudo dos indicadores gerenciais nos setores de coleta por meio de técnicas multivariadas**. 2015. 118 f. Dissertação (Mestrado em Geotecnia Ambiental) – Departamento de Engenharia Civil, Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2015.

SOUZA, C.M.N. **Carência ou Precariedade dos Serviços de Drenagem Urbana e Ocorrência de Doenças de Importância para a Saúde Pública - Contribuição ao Estabelecimento de Modelo Causal**. 2001. 147 f. Dissertação (Mestrado em Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos) – Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade de Brasília, Brasília, 2001.

TAUIL, P. L. Aspectos críticos do controle do dengue no Brasil. **Caderno de Saúde Pública**, Rio de Janeiro, v. 18, n. 3, 2002, p. 867-871.

VON SPERLING, M. **Princípios do tratamento biológico de águas residuárias: Introdução à qualidade das águas e ao tratamento de esgotos – V. 1**. 3. ed. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2005. 452 p.

WHO – WORLD HEALTH ORGANIZATION. **Animated life-cycle of Aedes Aegypti**. Disponível em: [http://www.who.int/dengue\\_control/en/index.html](http://www.who.int/dengue_control/en/index.html). Acesso em: 25 set. 2017.

WHO – WORLD HEALTH ORGANIZATION. **Constitution of WHO: principles**. Disponível em: <http://www.who.int/about/mission/en/>. Acesso em: 12 nov. 2017.

WHO – WORLD HEALTH ORGANIZATION. **European Action Plan for Strengthening Public Health Capacities and Services**. Disponível em: [http://www.euro.who.int/\\_\\_data/assets/pdf\\_file/0005/171770/RC62wd12rev1-Eng.pdf?ua=1](http://www.euro.who.int/__data/assets/pdf_file/0005/171770/RC62wd12rev1-Eng.pdf?ua=1). Acesso em: 16 nov. 2017.

## APÊNDICE A – DADOS TRATADOS POR BAIRRO

| Bairro               | Rm<br>(R\$/Mês) | Dd2016<br>(Hab./Km²) | Tap    | laa   | les   | lfa   | lrs   | Ddg<br>(Casos/Km²) |
|----------------------|-----------------|----------------------|--------|-------|-------|-------|-------|--------------------|
| Aflitos              | 1028,96         | 22211,33             | 0,9920 | 0,998 | 0,994 | 1,000 | 0,428 | 367,53             |
| Afogados             | 1545,82         | 10704,03             | 0,9280 | 0,999 | 0,844 | 0,999 | 0,497 | 492,33             |
| Água Fria            | 1189,92         | 22418,48             | 0,9040 | 1,000 | 0,248 | 0,628 | 0,839 | 864,23             |
| Alto do Mandú        | 2323,28         | 17539,20             | 0,9490 | 1,000 | 0,088 | 0,329 | 0,442 | 1295,68            |
| Alto José Bonifácio  | 908,76          | 22018,02             | 0,9100 | 1,000 | 0,039 | 0,242 | 1,000 | 760,06             |
| Alto José do Pinho   | 1101,22         | 29104,15             | 0,9170 | 1,000 | 0,068 | 0,384 | 1,000 | 1218,71            |
| Alto Sta.Terezinha.  | 921,74          | 24916,20             | 0,9050 | 0,998 | 0,001 | 0,272 | 1,000 | 666,22             |
| Apipucos             | 2162,86         | 2530,24              | 0,9100 | 1,000 | 0,442 | 0,269 | 0,453 | 69,67              |
| Areias               | 1941,97         | 11291,59             | 0,9530 | 0,998 | 0,548 | 0,999 | 0,821 | 407,92             |
| Arruda               | 2234,83         | 15230,70             | 0,9400 | 1,000 | 0,888 | 0,999 | 0,454 | 686,79             |
| Barro                | 1353,95         | 7402,35              | 0,9210 | 0,998 | 0,111 | 0,461 | 0,566 | 260,66             |
| Beberibe             | 1038,23         | 19510,91             | 0,9180 | 0,996 | 0,058 | 0,995 | 0,918 | 529,06             |
| Boa Viagem           | 7108,01         | 16581,61             | 0,9760 | 1,000 | 0,767 | 0,907 | 0,367 | 251,93             |
| Boa Vista            | 3618,45         | 8949,75              | 0,9850 | 1,000 | 0,995 | 1,000 | 0,999 | 441,43             |
| Bomba do Hemet.      | 1346,55         | 19276,80             | 0,9140 | 1,000 | 0,035 | 0,725 | 0,996 | 822,11             |
| Bongi                | 1860,98         | 13311,69             | 0,9230 | 1,000 | 0,487 | 1,000 | 0,429 | 397,89             |
| Brasília Teimosa     | 1220,81         | 11465,81             | 0,9180 | 1,000 | 0,930 | 0,823 | 0,525 | 359,58             |
| Brejo da Guabiraba   | 1037,66         | 15890,74             | 0,8710 | 0,993 | 0,020 | 0,590 | 1,000 | 408,85             |
| Brejo de Beberibe    | 1058,37         | 16012,58             | 0,9020 | 0,997 | 0,379 | 0,317 | 1,000 | 501,97             |
| Cabanga              | 1986,00         | 1944,61              | 0,9450 | 1,000 | 0,745 | 1,000 | 0,633 | 108,43             |
| Caçote               | 1110,61         | 25825,37             | 0,9140 | 0,979 | 0,117 | 1,000 | 0,978 | 782,97             |
| Cajueiro             | 2777,17         | 11622,11             | 0,9610 | 1,000 | 0,045 | 0,999 | 0,427 | 419,33             |
| Campina do Barreto   | 1088,80         | 19173,92             | 0,8970 | 1,000 | 0,725 | 0,999 | 0,562 | 766,71             |
| Campo Grande         | 2132,00         | 14841,40             | 0,9150 | 0,997 | 0,579 | 0,990 | 0,428 | 501,32             |
| Casa Amarela         | 4236,00         | 16773,30             | 0,9650 | 1,000 | 0,791 | 0,764 | 0,447 | 564,36             |
| Casa Forte           | 11318,97        | 15526,71             | 0,9910 | 0,999 | 0,969 | 1,000 | 0,429 | 268,18             |
| Caxangá              | 2231,32         | 4819,61              | 0,9330 | 0,997 | 0,188 | 0,515 | 0,968 | 117,85             |
| Cidade Universitária | 2044,30         | 620,17               | 0,9280 | 0,998 | 0,033 | 1,000 | 0,139 | 18,25              |
| Coelhos              | 898,41          | 19381,03             | 0,8770 | 0,999 | 0,918 | 1,000 | 1,000 | 978,13             |
| Cohab                | 1182,43         | 12009,99             | 0,9260 | 0,999 | 0,252 | 0,428 | 1,000 | 687,38             |
| Coqueiral            | 1039,79         | 18553,51             | 0,9130 | 1,000 | 0,014 | 0,200 | 0,986 | 421,01             |
| Cordeiro             | 2812,73         | 12753,06             | 0,9530 | 1,000 | 0,488 | 0,997 | 0,510 | 361,56             |
| Córr. do Jenipapo    | 1068,84         | 16874,88             | 0,8990 | 0,999 | 0,006 | 0,335 | 1,000 | 758,60             |
| Curado               | 1216,36         | 2242,32              | 0,9030 | 0,994 | 0,185 | 0,709 | 0,314 | 38,06              |
| Derby                | 7785,05         | 4166,53              | 0,9870 | 0,998 | 0,939 | 1,000 | 0,447 | 161,61             |
| Dois Irmãos          | 1936,10         | 413,15               | 0,9310 | 0,828 | 0,034 | 0,783 | 0,382 | 27,64              |
| Dois Unidos          | 937,92          | 11788,03             | 0,9090 | 0,999 | 0,100 | 0,535 | 0,876 | 293,19             |
| Encruzilhada         | 5692,93         | 13635,18             | 0,9820 | 1,000 | 0,969 | 0,992 | 0,429 | 384,78             |
| Engenho do Meio      | 2594,45         | 11401,26             | 0,9610 | 0,999 | 0,919 | 0,999 | 0,434 | 364,67             |
| Espinheiro           | 7299,96         | 15111,84             | 0,9810 | 0,997 | 0,953 | 0,999 | 0,439 | 366,95             |
| Estância             | 1469,82         | 11844,55             | 0,9150 | 0,995 | 0,296 | 1,000 | 0,508 | 312,74             |
| Fundão               | 1610,32         | 14350,62             | 0,9350 | 1,000 | 0,423 | 1,000 | 0,790 | 514,00             |
| Graças               | 9484,01         | 15676,02             | 0,9920 | 0,999 | 0,995 | 0,719 | 0,433 | 273,89             |
| Guabiraba            | 1159,26         | 124,01               | 0,8560 | 0,992 | 0,003 | 0,072 | 0,009 | 2,76               |
| Hipódromo            | 4803,91         | 8796,62              | 0,9770 | 1,000 | 0,953 | 1,000 | 0,429 | 203,72             |
| Ibura                | 1180,16         | 5427,67              | 0,9160 | 0,994 | 0,254 | 0,284 | 0,406 | 190,06             |
| Ilha do Leite        | 3024,11         | 4011,45              | 0,9680 | 1,000 | 0,961 | 1,000 | 1,000 | 348,13             |
| Ilha do Retiro       | 4771,70         | 7317,29              | 0,8920 | 0,980 | 0,756 | 1,000 | 0,427 | 230,71             |
| Ilha Joana Bezerra   | 705,83          | 10782,45             | 0,8320 | 0,999 | 0,384 | 1,000 | 0,710 | 346,15             |
| Imbiribeira          | 2108,44         | 7490,14              | 0,9160 | 0,999 | 0,897 | 1,000 | 0,393 | 235,48             |
| Ipsep                | 2454,22         | 13869,72             | 0,9730 | 1,000 | 0,983 | 1,000 | 0,428 | 402,12             |

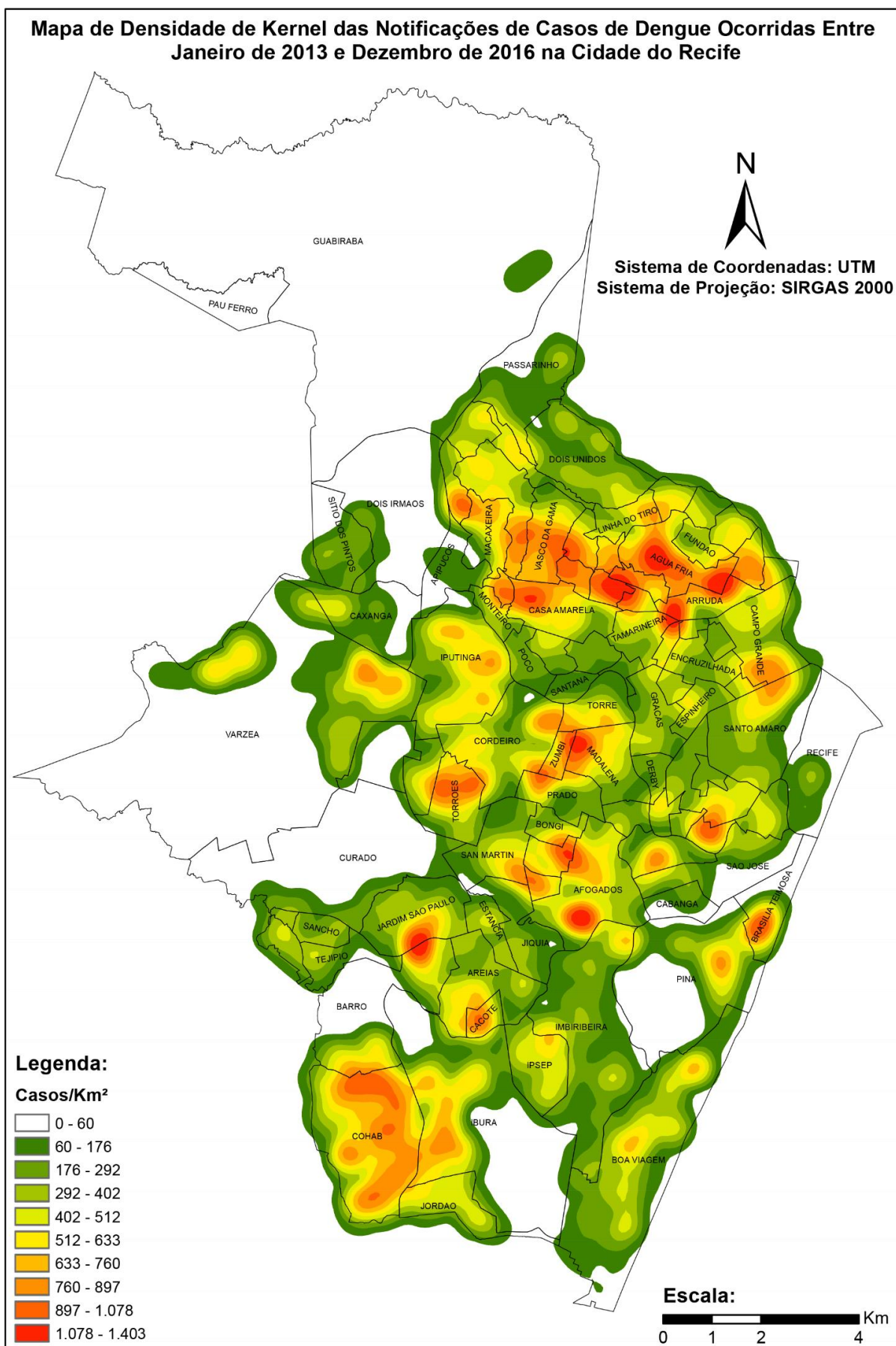
## APÊNDICE B – DADOS TRATADOS POR BAIRRO (CONTINUAÇÃO)

| Bairro             | Rm<br>(R\$/Mês) | Dd2016<br>(Hab./Km²) | Tap    | laa   | les   | lfa   | lrs   | Ddg<br>(Casos/Km²) |
|--------------------|-----------------|----------------------|--------|-------|-------|-------|-------|--------------------|
| Iputinga           | 2045,08         | 12821,66             | 0,9330 | 1,000 | 0,236 | 0,929 | 0,780 | 445,50             |
| Jaqueira           | 11339,79        | 7772,19              | 0,9830 | 1,000 | 0,986 | 0,959 | 0,428 | 110,43             |
| Jardim São Paulo   | 1973,10         | 13815,63             | 0,9490 | 0,999 | 0,214 | 1,000 | 0,964 | 370,36             |
| Jiquiá             | 1555,32         | 7074,67              | 0,9260 | 0,989 | 0,311 | 0,995 | 0,266 | 134,00             |
| Jordão             | 1274,00         | 12933,43             | 0,9240 | 0,997 | 0,004 | 0,638 | 0,994 | 392,33             |
| Linha do Tiro      | 1028,96         | 18842,78             | 0,9130 | 0,991 | 0,006 | 0,436 | 1,000 | 509,83             |
| Macaxeira          | 1387,01         | 16793,17             | 0,9120 | 0,996 | 0,480 | 0,267 | 0,872 | 456,76             |
| Madalena           | 5521,52         | 14035,18             | 0,9590 | 0,999 | 0,629 | 1,000 | 0,428 | 575,11             |
| Mangabeira         | 1317,08         | 23557,90             | 0,9170 | 1,000 | 0,326 | 0,650 | 1,000 | 793,83             |
| Mangueira          | 161,71          | 26944,54             | 0,9120 | 1,000 | 0,998 | 1,000 | 0,569 | 982,89             |
| Monteiro           | 7106,75         | 12183,66             | 0,9630 | 0,993 | 0,848 | 0,549 | 0,429 | 322,23             |
| Morro da Conceição | 1127,11         | 26809,06             | 0,9120 | 1,000 | 0,024 | 0,349 | 1,000 | 987,63             |
| Mustardinha        | 1215,81         | 20418,61             | 0,9150 | 1,000 | 0,568 | 1,000 | 0,428 | 744,38             |
| Nova Descoberta    | 898,39          | 18605,91             | 0,8890 | 1,000 | 0,025 | 0,262 | 1,000 | 561,26             |
| Paissandú          | 5115,06         | 1325,77              | 0,9850 | 0,996 | 0,938 | 1,000 | 0,569 | 529,56             |
| Parnamirim         | 10712,06        | 14229,68             | 0,9770 | 1,000 | 0,984 | 1,000 | 0,428 | 254,15             |
| Passarinho         | 824,02          | 6122,20              | 0,8710 | 0,999 | 0,223 | 0,517 | 0,782 | 106,10             |
| Pau Ferro*         | 7735,06         | 37,76                | 0,9690 | -     | -     | -     | -     | 3,43               |
| Peixinhos          | 760,72          | 16655,36             | 0,8140 | 1,000 | 0,751 | 0,520 | 0,420 | 501,94             |
| Pina               | 2446,83         | 4619,88              | 0,9220 | 1,000 | 0,627 | 0,985 | 0,260 | 133,04             |
| Poço da Panela     | 9346,35         | 6502,91              | 0,9760 | 1,000 | 0,982 | 1,000 | 0,429 | 205,62             |
| Ponto de Parada    | 3248,99         | 7890,12              | 0,9540 | 1,000 | 0,849 | 0,998 | 0,428 | 371,55             |
| Porto da Madeira   | 1977,89         | 16256,88             | 0,9520 | 1,000 | 0,320 | 0,997 | 0,660 | 320,74             |
| Prado              | 2617,33         | 9497,15              | 0,9380 | 0,998 | 0,479 | 1,000 | 0,428 | 423,09             |
| Recife             | 567,00          | 140,58               | 0,8170 | 0,999 | 0,930 | 0,892 | 0,473 | 51,98              |
| Rosarinho          | 6547,75         | 17471,64             | 0,9530 | 1,000 | 0,780 | 0,989 | 0,428 | 619,75             |
| San Martin         | 2080,85         | 13486,05             | 0,9460 | 1,000 | 0,675 | 0,999 | 0,429 | 314,96             |
| Sancho             | 1554,92         | 18431,27             | 0,9320 | 0,999 | 0,287 | 1,000 | 1,000 | 287,73             |
| Santana            | 9040,76         | 7450,09              | 0,9760 | 1,000 | 0,968 | 0,998 | 0,429 | 136,16             |
| Santo Amaro        | 1892,10         | 7578,21              | 0,9050 | 1,000 | 0,748 | 0,996 | 0,509 | 312,66             |
| Santo Antônio      | 1477,92         | 245,57               | 0,9930 | 1,000 | 0,997 | 1,000 | 1,000 | 280,73             |
| São José           | 1402,11         | 3505,00              | 0,8720 | 0,999 | 0,765 | 1,000 | 0,675 | 146,90             |
| Sítio dos Pintos   | 1841,34         | 4548,05              | 0,9150 | 0,984 | 0,035 | 0,985 | 1,000 | 156,18             |
| Soledade           | 3747,16         | 8346,16              | 0,9820 | 1,000 | 1,000 | 1,000 | 1,000 | 142,67             |
| Tamarineira        | 7904,04         | 15562,33             | 0,9850 | 1,000 | 0,939 | 0,998 | 0,430 | 308,14             |
| Tejipió            | 2118,10         | 8824,42              | 0,9630 | 0,999 | 0,096 | 0,896 | 0,999 | 212,22             |
| Torre              | 4827,09         | 15566,14             | 0,9490 | 1,000 | 0,919 | 0,994 | 0,428 | 401,04             |
| Torreão            | 6007,59         | 6181,94              | 0,9810 | 0,992 | 0,935 | 0,900 | 0,428 | 158,17             |
| Torrões            | 1150,31         | 20369,52             | 0,8880 | 0,997 | 0,486 | 0,995 | 0,611 | 626,90             |
| Totó               | 1296,05         | 18073,67             | 0,9200 | 0,997 | 0,126 | 0,872 | 1,000 | 244,07             |
| Várzea             | 2049,33         | 3299,85              | 0,9320 | 0,999 | 0,173 | 0,413 | 0,352 | 102,05             |
| Vasco da Gama      | 1165,90         | 19925,16             | 0,9180 | 1,000 | 0,056 | 0,270 | 1,000 | 592,89             |
| Zumbi              | 2188,40         | 15301,23             | 0,9480 | 1,000 | 0,710 | 1,000 | 0,428 | 510,41             |

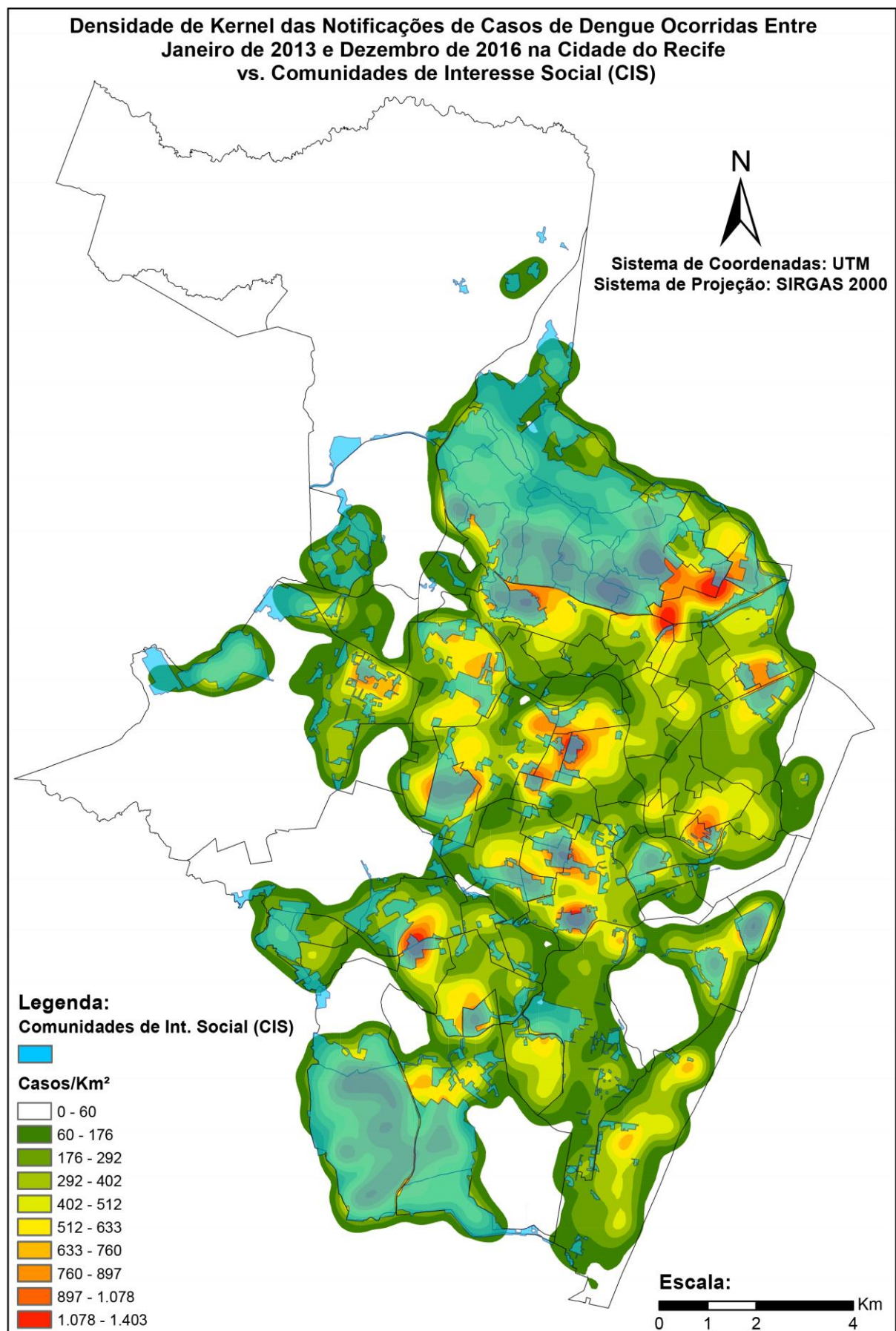
\* Não foi possível obter informações precisas sobre as variáveis Tap, laa, les, lfa e lrs das bases de dados para este bairro, por isso, tais variáveis foram consideradas com valor 0.



## APÊNDICE C – MAPA 1

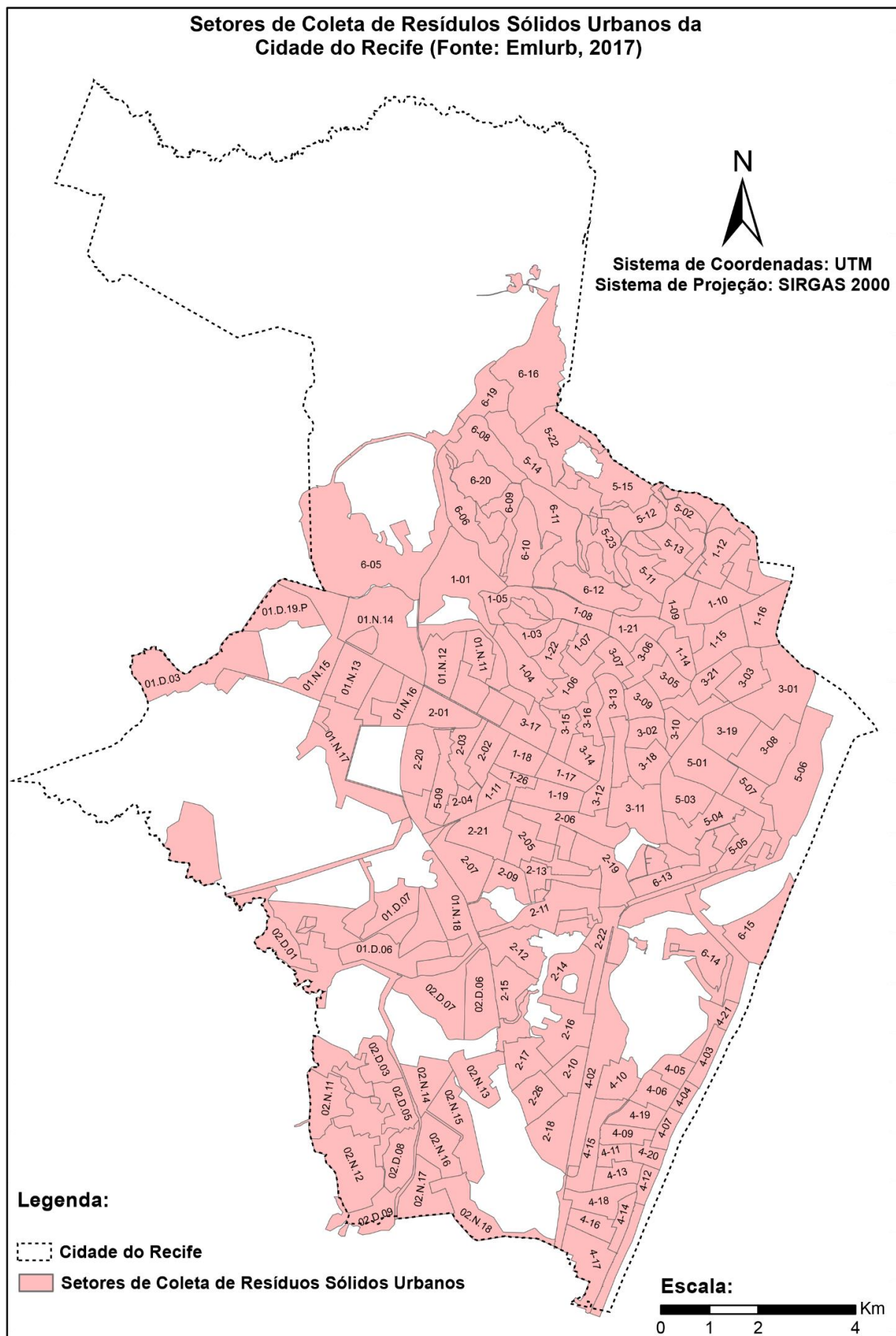


## APÊNDICE D – MAPA 2





## APÊNDICE E – MAPA 3



## APÊNDICE F – MAPA 4

